

博士論文

視覚特性を利用した

複合現実感(MR)環境における透明視表現手法

東京大学大学院 学際情報学府 学際情報学専攻

吹上 大樹

## 目次

<b>第 1 章 序論</b> .....	<b>8</b>
1.1. 背景：複合現実感(MR)と整合性問題 .....	8
1.1.1. MR シーンの呈示方法 .....	9
1.1.2. MR における 3 つの整合性問題 .....	9
1.2. 問題設定と本論文の目的 .....	10
1.2.1. 遮蔽問題を扱った関連研究 .....	10
1.2.2. 透明視表現の利用とその課題 .....	12
1.2.3. 本論文で提案する問題解決手法 .....	14
1.3. 論文の構成 .....	14
<b>第 2 章 視認性に基づく半透明描画手法の開発</b> .....	<b>16</b>
2.1. 本章の目的 .....	16
2.2. 関連研究 .....	18
2.2.1. AR/MR における「視認性向上」への取り組み .....	18
2.2.2. 視認性予測モデルに関する研究 .....	19
2.3. 視認性予測モデル .....	24
2.3.1. 色空間の変換 .....	26
2.3.2. ウェーブレット変換を用いたコントラスト感度特性の再現 .....	26
2.3.3. Divisive normalization によるコントラストマスキングの再現 .....	28
2.3.4. 局所的な明るさの差 .....	29
2.3.5. 再現された応答のプーリング .....	30
2.3.6. パラメータの最適化 .....	30
2.4. VISIBILITY-BASED BLENDING .....	32
2.5. VISIBILITY-ENHANCED BLENDING .....	34
2.6. 実験 .....	37
2.6.1. 視認性予測モデルの検証 .....	37
2.6.2. ブレンディング手法の検証 .....	42
2.6.3. 考察 .....	50
2.7. まとめ .....	51

## 第3章 透明視知覚時の奥行き順序知覚モデルの推定 . . . . 52

3.1.	本章の目的と位置づけ	52
3.1.1.	透明視知覚の現象的な分類	52
3.1.2.	本章の目的	54
3.2.	関連研究と問題設定	55
3.2.1.	関連研究	55
3.2.2.	検証する事項	60
3.3.	実験方法	64
3.3.1.	実験参加者	64
3.3.2.	実験装置	64
3.3.3.	実験刺激	64
3.3.4.	実験手順	65
3.4.	実験結果	65
3.4.1.	共有領域 $q$ に対するコントラストの差の知覚量の効果	66
3.4.2.	物理光学的な制約と奥行き順序知覚の関係	73
3.5.	考察	76
3.5.1.	共有領域に対するコントラストの差の知覚量が奥行き順序知覚を決定づける	76
3.5.2.	物理光学的制約と奥行き順序知覚	77
3.6.	まとめ	77

## 第4章 透明視知覚を利用した遮蔽矛盾解消手法の開発 . . . 79

4.1.	本章の概要	79
4.2.	BISTABLE-TRANSPARENCY BLENDING	79
4.2.1.	ブレンディングに用いる式	80
4.2.2.	パラメータ $\lambda$ の決定	83
4.2.3.	ブレンド式の選択	85
4.2.4.	ブレンディング手法のまとめ	86
4.3.	実装	87
4.3.1.	条件	87

4.3.2.	ブレンディング手法の概要 .....	87
4.3.3.	各画素における計算処理 .....	90
4.4.	実験 .....	93
4.4.1.	実験条件 .....	94
4.4.2.	ブレンディング結果の比較 .....	95
4.4.3.	ユーザーテスト .....	100
4.4.4.	考察 .....	109
4.5.	まとめ .....	110
<b>第5章</b>	<b>結論 .....</b>	<b>111</b>
5.1.	まとめ .....	111
5.1.1.	視認性に基づくブレンディング手法の開発 .....	111
5.1.2.	透明視知覚を利用した奥行き順序知覚の改善 .....	112
5.2.	今後の課題と展望 .....	113
5.2.1.	提案手法の課題 .....	113
5.2.2.	知覚ベースの整合性問題解決手法の展望 .....	113
5.3.	本論文の貢献 .....	114
謝辞	.....	116
参考文献	.....	117
付録 A	物理光学的制約に基づく刺激の分類とその分類毎の結果の比較 .....	124
付録 B	第3章で用いた刺激と回答のリスト .....	128



## 目次

図 1.1. 複合現実感(MR)のイメージ.....	8
図 1.2 曖昧な前景情報による遮蔽処理 .....	12
図 1.3 同一 $\alpha$ 値によるアルファブレンディングの結果 .....	13
図 1.4 半透明描画の例 .....	14
図 2.1 従来手法と提案手法の比較 .....	17
図 2.2 コントラスト感度関数の説明 .....	20
図 2.3 単純型細胞の受容野構造モデルの例 .....	21
図 2.4 コントラストマスキングの例 .....	21
図 2.5 Divisive normalization モデル.....	22
図 2.6 コントラスト応答関数 .....	23
図 2.7 視認性予測モデルの大まかな処理の流れ .....	25
図 2.8 QMF ウェーブレット変換.....	27
図 2.9 Visibility-based blending の流れ.....	33
図 2.10 Visibility-enhanced blending の大まかな流れ.....	35
図 2.11 実験装置 .....	38
図 2.12 用いた刺激の例 .....	39
図 2.13 視認性の主観評価結果 (z 値) とモデルによる予測値の比較.....	41
図 2.14 QMF ウェーブレット変換の各スケールにおける処理.....	43
図 2.15 合成結果の比較 .....	46
図 2.16 Visibility-based blending の結果 (左) と alpha blending の結果 (右) .....	47
図 2.17 Visibility-enhanced blending を用いた場合の合成結果 (左列) と用いなかった場合の結果 (右列) .....	49
図 3.1 Adelson-Anandan-Anderson のコントラスト極性ルール .....	53
図 3.2 前景領域が常に手前に見えるような unique transparency が生じる輝度パターン .....	54
図 3.3 輝度による bistable transparency パターンの奥行き順序知覚の変化.....	55
図 3.4 Koenderink らが使用した刺激の例.....	56
図 3.5 Delogu らが実験で用いた刺激の例.....	57
図 3.6 Bistable transparency 図形に属する 3 つのタイプ .....	58

図 3.7 Delogu らのモデルで説明できない奥行き順序知覚	59
図 3.8 Gerbino が用いた物理モデル	61
図 3.9 刺激呈示の流れ	64
図 3.10 コントラストの差の知覚量 $\rho$ (式 3.1)に基づいてプロットした「左の円が手前に見えた確率」	67
図 3.11 背景領域 $a$ の効果と共有領域 $q$ の効果の比較	71
図 3.12 Delogu らのモデルに基づいてプロットしたデータ	72
図 3.13 物理光学的制約に基づく分類毎のプロット	75
図 4.1 実験刺激と MR シーンにおけるブレンディング結果との対応関係	80
図 4.2 アルファブレンディングにより unique transparency が生じる例	80
図 4.3 2つのブレンド式により生じる bistable transparency パターン	82
図 4.4 $ p-q  \geq  b-q $ (50%以上の確率で仮想物体が奥に見えるための条件) を満たす $\lambda$ の最大値	84
図 4.5 図 4.4 に示した $\lambda$ で合成した時の仮想物体の視認性 $ a-p $	86
図 4.6 提案手法の大まかな流れ	89
図 4.7 ブレンディング結果の比較 1	97
図 4.8 ブレンディング結果の比較 2	98
図 4.9 ブレンディング結果の比較 3	99
図 4.10 前景確率分布の精度の劣化に伴う合成結果の変化	100
図 4.11 抽象オブジェクト条件の刺激画像	103
図 4.12 具象オブジェクト条件の刺激画像	105
図 4.13 テスト画面の様子	106
図 4.14 ユーザーテストの結果	106
図 A. 1 物理光学的制約に基づくカテゴリー毎にプロットした「左の円が手前に見えた確率」のヒストグラム	126

## 表目次

表 2.1 視認性予測モデルのパラメータ .....	32
表 3.1 $\rho$ に基づいてプロットしたデータに対するフィッティングの結果.....	68
表 3.2 Delogu らのモデルに基づいてプロットしたデータに対するフィッティング結果 .....	73
表 3.3 図 3.13 上のデータに対するフィッティング結果 .....	75
表 4.1 実験で用いたパラメータ .....	95
表 A.1 物理光学的制約に基づいて分類された各カテゴリーに属する刺激数(N)と平均 キャンセル率(% cancel)....	125
表 B.1 全刺激の輝度パターンとその刺激に対する回答のリスト.....	141

# 第1章 序論

## 1.1. 背景：複合現実感(MR)と整合性問題

複合現実感(Mixed Reality, MR)とは、「仮想世界と現実世界の融合」を指す概念で、一般的には「位置等の整合性を保ちながら実時間で現実空間に仮想物体を重畳する技術」を意味する<sup>1</sup>。典型的な MR システムでは、頭部装着型ディスプレイ(HMD)等の装置を使うことで任意の方向を眺めることができ、非常にインタラクティブ性の高い体験が可能となる(図 1.1)。この点では仮想現実感 (Virtual Reality, VR) と似ているが、VR は全てが仮想情報で構成されるのに対し、MR では今いる現実空間上に仮想情報が融合される。このため、MR では VR 以上の臨場感を生むことが可能となり、観光や教育、ゲーム等様々な応用が期待されている。

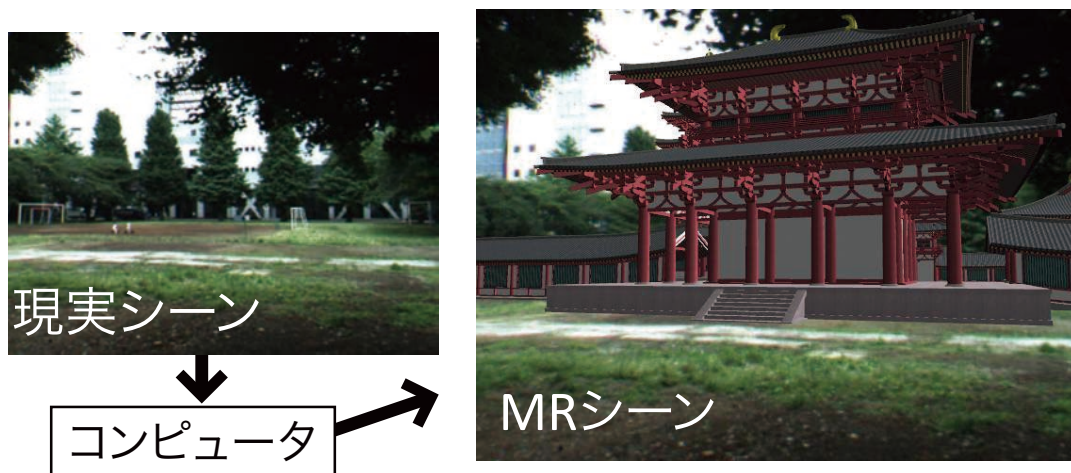


図 1.1. 複合現実感(MR)のイメージ。現実シーンに実時間で位置合わせを行い、仮想物体を表示する。

<sup>1</sup> 厳密には、MR は「仮想世界と現実世界の融合」をより幅広く捉えた概念で、例えば現実世界に仮想情報を付加して表示する Augmented Reality (AR)や、仮想空間に現実世界の情報を付加する Augmented Virtuality (AV)もこれに含まれる [1]。

### 1.1.1. MR シーンの呈示方法

MR シーンをユーザーに呈示する方法には、大きく分けてビデオシースルー方式とオプティカルシースルー方式の2つが存在する。ビデオシースルー方式では、現実風景の画像を一旦カメラで取り込み、これと仮想物体とを計算機上で合成する。この合成画像をディスプレイに表示することで、ユーザーはMR シーンを体験することができる。一方オプティカルシースルー方式では、ハーフミラーを備えた透過型のディスプレイに仮想物体のみを表示する。これとディスプレイ越しに透過してきた現実シーンとが、ユーザーの網膜上で重なることでMR シーンが作られる。

### 1.1.2. MR における 3 つの整合性問題

VR とは異なり、MR では現実世界と仮想世界とを違和感なく融合させる必要がある。このため、現実と仮想の間の整合性が高いレベルで求められることになる。こうした整合性の問題は「幾何的整合性」、「光学的整合性」、「時間的整合性」の3つに分けることができる。以下、これらの整合性を達成するために必要な処理について簡単に説明する。

#### ・幾何的整合性

幾何的整合性は、仮想物体と現実シーンとの空間的な整合性を意味する。例えば、ユーザーの視点の位置や向きが変わっても、仮想物体が現実シーン中の想定した3次元座標に正しく表示され続けなければならない。これを達成するには、ユーザーの視点を常に正確にトラッキングする必要がある。

また、仮想物体よりも手前に現実の遮蔽物が存在するような状況では、単に仮想物体を現実シーン上に貼付けるだけでは遮蔽関係の矛盾が生じる。この遮蔽問題を解決するには、現実シーン中の前景領域を正しく判定し、そこだけ仮想物体を描画しないようにしなければならない。

#### ・光学的整合性

光学的整合性は、仮想物体と現実シーンとの間の陰影やぼけ等の画質の整合性を意味する。これを達成するには、例えば、現実環境中の光源情報を計測し、それを仮想物体の描画に反映させる等の工夫が必要となる[2]。

現状のオプティカルシースルー型デバイスでは仮想物体の見え方を精密に操作することが難しいため、高いレベルの光学的整合性を実現するには、必然的にビデオシースルー方式が用いられることになる。

#### ・時間的整合性

時間的整合性は、その名の通り現実シーンと仮想物体との間の時間的な整合性を意味する。MR のコンセプトである「現実と仮想の融合」を成立させるためには、仮想物体の描画にかける時間を可能な限り小さくすることが求められる。特にオプティカルシースルー方式では、現実シーンの光景は直接ユーザーの目に入るため、描画にかかった時間はそのまま現実シーンと仮想シーンとの間の同期ずれに直結することになる。ビデオシースルー方式では計算機内で現実シーンと仮想シーンの同期をとることができるが、遅延が大きくなるとインタラクティブ性が著しく削がれてしまう。

## 1.2. 問題設定と本論文の目的

このように、理想的な MR シーンを成立させるには様々な課題が存在しているが、これらの中でも現在特にボトルネックとなっていると考えられるのが遮蔽問題である。遮蔽問題は仮想物体の知覚位置や知覚サイズに大きく影響を及ぼし、光学的な不整合等と比べても MR シーンの臨場感を著しく損なう。その上、解決のためには現実風景中の遮蔽領域を正確に切り抜くという難度も計算コストも高い処理が求められる。

本論文ではこうした問題に対し、仮想物体が奥に透けて見えるような透明視表現を用いることで、より低いコストで遮蔽矛盾感を解消する手法を提案する。本節ではまず、遮蔽問題に関する関連研究を紹介し、その限界について述べる。次に透明視表現の利点と実現する上での課題を上げ、本論文が目指す課題解決方法について述べる。

### 1.2.1. 遮蔽問題を扱った関連研究

遮蔽問題を解決するには、仮想物体よりも手前にある前景領域を現実風景中から切り出してくる必要がある。この方法の1つとして、現実空間中の奥行き情報を取得し、仮想物体よりも手前にある領域を抜き出すというやり方が考えられる。奥行き情報の取得には、距離画像センサを用いて直接奥行きを測定するのが最も容易である[3][4]。一方通常のカメラ画像を用いる場合、ステレオ視によって奥行きを推定し、遮蔽領域を判定する方法が考

えられる[5][6]. また, 使用環境は限定されるが, 室内に複数のカメラを固定し, visual hull[7]により遮蔽物を切り抜く方法も提案されている[8][9][10]. 単一カメラを用いる方法では, 背景との差分をとることで前景を抽出する手法がある[11][12]. Kakutaら[13]とLu[14]らはこれをさらに発展させ, 光源が変化するような屋外環境でも前景抽出を可能とした.

#### ・従来手法の限界

以上のように, 遮蔽問題を解決するため多くの研究が行われてきたが, 現状ではこれらの手法が対処できない問題もある. 例えば visual hull や背景差分を取る手法では, 遮蔽処理のために用いるカメラが固定されるため, ユーザーが動ける範囲が限定される. ステレオ視や距離画像センサを用いる場合も, 高精度で奥行き推定ができる距離は限られている. このため, 特に任意の屋外環境でユーザーが動き回るといような MR 環境を想定した場合, 精度の高い前景情報を得ることは非常に難しい.

中でも特に対処が困難なのは, 屋外環境等に多く存在している樹木や茂みといった複雑な形状をもつ遮蔽物が存在する場面である<sup>2</sup>. 現状ではこれらの複雑な輪郭を正しく切り抜くことは難しく, 例えば実時間処理のために精度を落としたブロックマッチングによるステレオ視のような手法では, 図 1.2B のような非常に荒い前景情報しか得られないということも考えられる. このような場合にその前景情報に基づいて遮蔽処理を行うと, しばしば図 1.2C のように仮想物体が遮蔽物の周辺で唐突に消失してしまうような不自然な印象を与える結果となってしまう. したがって, 任意の屋外環境で「複雑に交差する枝や木の葉の隙間から仮想物体が覗く」といような自然な奥行き知覚を与える表現を行うには, 前景情報をそのままマスクとして用いるのではなく, 前景情報の曖昧性に対してより頑健な表示の方法を考える必要がある.

---

<sup>2</sup> [11][15]では, alpha matting[16]を用いて複雑な輪郭を切り分ける手法も提案されているが, その場合も事前に比較的正確な前景情報が必要となり, 与えられた前景領域に誤りがあると正しい結果が得られない[15]. このため, 背景も前景も動的に変化する環境でこの手法を安定的に機能させることはまだ難しいと考えられる.

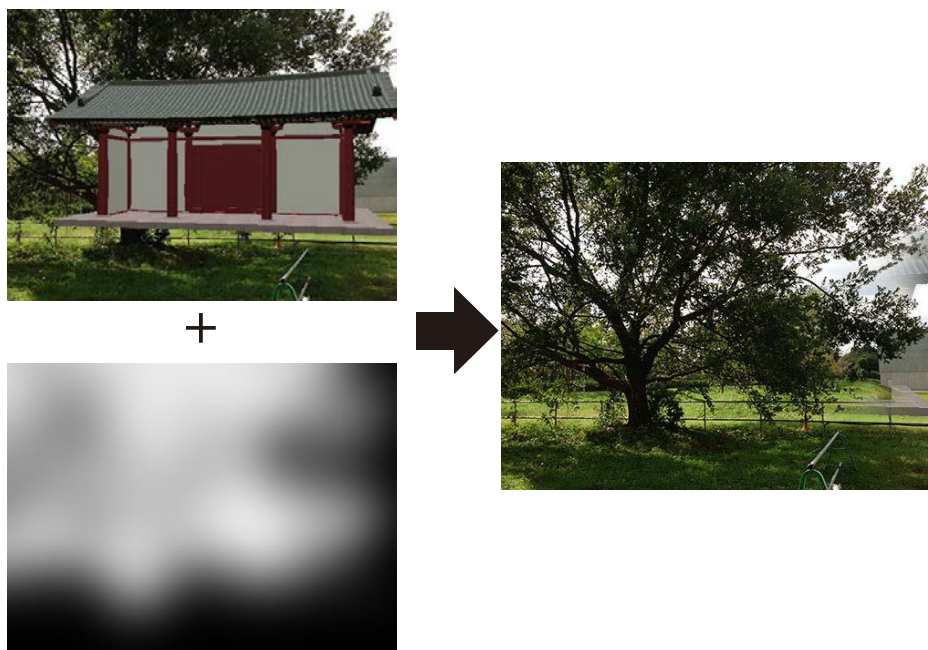


図 1.2 曖昧な前景情報による遮蔽処理。仮想物体が前景領域付近で唐突に消失したような印象を受ける。

### 1.2.2. 透明視表現の利用とその課題

前景情報の曖昧性に対して頑健な表示の仕方として、仮想物体が前景領域の奥に透けて見えるような透明視表現を行うことが有効な手段として考えられる。透明視表現を上手く活かすことができれば、複雑な遮蔽物の輪郭や、木の葉や枝の隙間を正確に判定して切り抜くことなく、仮想物体を正しい奥行き順序で表示することが可能となる。また、仮想物体の大部分が遮蔽されてしまうような環境でも、見せたいコンテンツをユーザーに伝えることが可能になるという利点もある。

#### 透明視表現に伴う課題

透明視表現を行うとき、最も汎用性が高い方法は、仮想物体を半透明にブレンディングして描画するというものである[17][18][19]。しかし、このような方法を用いた場合、以下のような問題が生じ得る。

- ・ 視認性の変動



単純なアルファブレンディングを用いた描画方法では、仮想物体の視認性がブレンドする現実シーンの色やテクスチャによって大きく変動してしまう（図 1.3）。しかしながら、任意の環境での使用を想定した場合、どのような場合も一定の視認性で描画できることが望ましい。



図 1.3 同一  $\alpha$  値によるアルファブレンディングの結果. 視認性がブレンドする背景によって大きく変わってしまう.

#### ・奥行き順序の違和感

さらに、仮想物体を半透明に描画しても、それが前景よりも奥に見えるとは限らない（図 1.4）。これまでの研究では、前景に含まれるエッジ[20][21]や顕著性の高い領域[22][23]を抽出し、これを仮想物体上に重ねることで遮蔽関係を強調する手法が考案されてきた。しかしこうした手法では、しばしば前景領域が必要以上に多く抽出され不自然な結果が生まれてしまうことがあるため、任意環境での使用にはまだ課題が多い[23]。



図 1.4 半透明描画の例。仮想物体を半透明描画しただけでは奥行き順序の違和感が解消されない場合がある。

### 1.2.3. 本論文で提案する問題解決手法

以上のような問題に対処するため、本論文では人の視覚系の特性を考慮することで、安定した視認性と違和感の少ない奥行き知覚が得られるような透明視表現を提案する。具体的には、曖昧な前景情報のみが与えられるような条件下で、仮想物体が前景領域の奥にあるように知覚されるような「仮想物体と現実シーンのブレンディング手法」の開発を行う。最終的に実装されるブレンディング手法は以下の2つの手法によって構成される。

#### 視認性に基づく仮想物体のブレンディング

従来のブレンディング手法では、半透明に描画した仮想物体の視認性が背景となる現実シーンに大きく依存してしまうという問題があった。本論文ではこれを解決するため、人の視覚系の特性を考慮した視認性予測モデルを用い、一定の視認性でブレンディングが行えるような手法を開発する。

#### 透明視知覚に基づく奥行き順序知覚の改善

単純な半透明表示だけでは、仮想物体が奥に見えづらい状況が生じる。本論文では、透明視知覚の性質を利用することで問題の解決を行う。具体的には、まず「透明視知覚が生じた時に、その奥行き順序が脳内でどのように決定されるか」ということを調べ、知覚のモデル化を行う。次に、得られた奥行き順序知覚のモデルを利用し、仮想物体が前景領域よりも奥に見えやすくなるようなブレンディング手法を開発する。

## 1.3. 論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。

第1章. 序論

第2章. 視認性に基づく半透明描画手法の開発

第3章. 透明視知覚時の奥行き順序知覚モデルの推定

第4章. 透明視知覚を利用した遮蔽矛盾感解消手法の開発

## 第5章. 結論

第2章では、仮想物体の半透明描画時に、視認性を任意に設定して呈示が行えるような手法を開発する。その際、コントラスト感度やコントラストマスキング等の視覚系の特性を考慮した視認性予測モデルを用い、これを GPU 上で動作させることで非常に高速な実時間での描画を実現する。

仮想物体をより奥に見えやすくするため、第3章と第4章では bistable transparency という透明視知覚現象を利用したブレンディング手法の開発に取り組む。このうち第3章では、bistable transparency パターンを見た時の奥行き順序知覚モデルを心理物理実験によって推定する。具体的には、2つの面が部分的に重なり合うような bistable transparency パターンがあった時に、それを構成する各領域の輝度を引数として、一方の面が手前に見える確率を予測するような知覚モデルを提案する。

第4章では、第3章で得られた知覚モデルを元に、仮想物体が奥に見えやすくなるようなブレンディング手法の提案を行う。さらに、これと第2章で提案した半透明描画手法とを組み合わせ、精度の高い前景情報が得られないような MR 環境下でも遮蔽矛盾感を低減させることが可能な透明視表現手法を実装する。

最後に第5章で、全体の総括と今後の展望について延べ、本論文を締めくくる。

## 第2章 視認性に基づく半透明描画手法の開発

### 2.1. 本章の目的

本論文では、仮想物体を半透明に表示し、仮想物体が前景領域の奥に透けて見える透明視表現を行うことを目指す。この際、仮想物体は一定の視認性で表示できることが望ましいが、2つの画像を主観的な「視認性」を基準としてブレンドするための手法は未だ確立されていない。2つの異なる画像をブレンドする際によく使われるアルファブレンディング[24]では、一方の画像のもう一方の画像に対する重み（アルファ値）を調節することで透明度を変化させることができる。しかし、アルファ値の大きさは、必ずしもブレンドした画像の視認性と対応しているわけではない。例えば、仮想物体を現実の背景画像上に半透明表示する場合、仮想物体の視認性は背景画像や仮想物体自身の明るさやテクスチャに大きく依存する（図 2.1, 左列画像）。すなわち、一定のアルファ値でブレンドを行っても、仮想物体の視認性は組み合わせる背景画像の種類によって大きく変動してしまうのである。

Alpha blending



Visibility-based blending



図 2.1 従来手法と提案手法の比較. アルファブレンディングでは, 同じアルファ値でブレンドしても視認性は背景によって大きく異なる (左列). **Visibility-based blending** では, 背景によらず同一の視認性で描画することができる (右列).

### 問題解決手法 : 視認性予測モデルの活用

ブレンドする画像によらず, 常に一定の視認性で半透明描画を行うためには, 視認性が予測できるモデルを用いてブレンディングの変数 (アルファ値など) を最適化できればよい. 本研究ではこのために, 主に画像圧縮ノイズ等の視認性を評価するために開発されてきた視認性予測モデルを活用する. この視認性予測モデルでは, 元画像と歪み画像を入力としてそれぞれに対する脳の神経応答をシミュレートし, その応答の差分を歪みの視認性の大きさとして用いる[25][26]. 神経応答のシミュレーションは, 脳の初期視覚野(V1)の計算モデルに基づいて行われる. 提案手法では, 2つの入力画像が「仮想物体をブレンドする前の画像」と「仮想物体をブレンドした後の画像」に置き換えられ, 仮想物体の視認性はこれらの画像に対する神経応答の差分として与えられる.

本章ではまず, 視認性予測モデルを実時間動作に適した形に改良を施す. そして, この視認性予測モデルを用い, **visibility-based blending** というブレンディング手法を提案する. **Visibility-based blending** では, 仮想物体の視認性が予め定められた任意のレベルに近づくよう, 仮想物体の画素値の重み (アルファ値) がピクセル毎に最適化される. これにより, 背景画像の種類によらず, 一定かつ一様な視認性で仮想物体をブレンディングすることが可能となる(図 2.1 右列). 本論文では本章で提案する **visibility-based blending** を活用し, 仮想物体が枝葉の隙間から透けて見えるような半透明描画を行う.

さらに本章では, 視認性予測モデルのもう 1つの応用例として, **visibility-enhanced blending** という画像表示手法を提案する. **Visibility-based blending** はビデオシースルー方式の画像出力を想定していたが, **visibility-enhanced blending** はオプティカルシースルー型の装置を想定した画像提示手法である. オプティカルシースルー型の装置を用いる場合は, 現実風景の光とデバイスから出力された光を, ハーフミラーを通じて合算したものを直接見るようになるため, 仮想情報は必然的に半透明表示となる. したがって, 視認性予測モデルを用いることで呈示された仮想物体の視認性が落ちる箇所を予測することが可能となる.

**Visibility-enhanced blending** ではこの予測結果を元に, 表示される仮想物体の視認性が予め定められた任意のレベル以上になるよう, 仮想物体の明るさをピクセル毎に最適な値まで引

き上げて表示を行う。Visibility-enhanced blending は本論文の最終的な目的である透明視表現と直接の関わりはないが、視認性予測モデルの有用性を示す上で重要な手法といえるため、visibility-based blending に加え本章で紹介する。

以下の節では、まず関連研究について述べた後、本研究で用いた視認性予測モデルについて説明する。その後、visibility-based blending と visibility-enhanced blending の手法の説明を行い、それぞれの手法の評価を行う。

## 2.2. 関連研究

### 2.2.1. AR/MR における「視認性向上」への取り組み

AR/MR の研究分野においても、いくつかの研究が仮想情報の視認性を向上させるための呈示手法の開発に取りくんできた。これらの研究はとりわけ仮想物体を半透明表示することは想定していなかったが、本研究と本質的に近い問題を扱っているといえる。

例えば、Gabbard ら[27][28][29]は、現実風景上に重ねて表示されたテキストの視認性に対し、背景の色やテクスチャが大きく影響することを確認した。また彼らは、背景の平均輝度に応じて、テキストの色や明るさを適応的に変化させることで視認性を向上させる手法を開発した。しかし、彼らの手法は背景の平均色とテキストの色のコントラストを最大化するという比較的単純なものであり、テキストの視認性を定量的に予測できるようなモデルに基づいていたわけではなかった。

別の研究では、重要な領域の視認性を確保するために顕著性マップモデルが利用された。顕著性マップモデルは、画像の各領域がどの程度ボトムアップの視覚的注意をひきつけるかを予測する計算モデルである[30][31][32]。Sandor ら[23]は、現実中の遮蔽物の奥に仮想的なシーンを重ねて描画するという状況において、遮蔽物中の重要な部分の視認性を損なわないようにするため、遮蔽物体から顕著度の高い領域のみを抽出し、これを一番上のレイヤーに重ねて表示するという手法を考案した。反対に、Kalkofen ら[22]は、現実の遮蔽物の奥に見えるよう表示された仮想情報の視認性を、顕著性マップに基づいて適応的に向上させる手法を開発した。しかしながら、顕著性マップは1つの画像中で各領域がどれくらい注意をひくかを表すもので、厳密には「視認性」や「判別・認識のしやすさ」を予測するものではない（画像中のある領域が注意をひかないからといって、それが見えないわけではない）。さらに、顕著性マップモデルでは、半透明にブレンドした場合の視認性を求めることは原理的にできない。例えば、背景上の目立つ部分に仮想物体を半透明表示した場合、

仮想物体がどれだけ高い透明度で呈示されたとしても、顕著性マップはその部分に対して高い顕著度を示す。すなわち、半透明表示を行った場合、顕著性マップは背景自身の顕著度と仮想物体の顕著度を区別することができない。

## 2.2.2. 視認性予測モデルに関する研究

半透明表示された仮想物体の視認性を正しく予測するため、本研究では画質評価のために開発された誤差の視認性評価の枠組みを取り入れた。こうした視認性評価手法では、主に2つの視覚系の特性がモデルに組み込まれている。以下では、まずこれら2つの特性について説明を行い、その後この特性を組み込んでデザインされたいくつかの視認性評価手法を紹介する。

### 視認性に関わる視覚系の特性

目に入ったものの視認性は、コントラスト感度やコントラストマスキングといった視覚系の特性を考慮することで大まかに説明することが可能である<sup>3</sup>。本項では、これら2つの特性と、それらの根底にある神経機構について簡単に解説を行う。

#### ・コントラスト感度特性

視認性を決定する要因の一つとして、視覚系のコントラスト感度が挙げられる。コントラスト感度は刺激の空間周波数によって異なり、通常の明所視条件では図 2.2 に見られるようなバンドパス型となっている[38][39]。こうしたコントラスト感度の特性は、より狭い範囲の空間周波数帯に選択的に応答する複数の神経機構の特性が合成された結果を表していると考えられている[38]。

---

<sup>3</sup> その他に視認性と関わりがあると考えられる現象としては、中心-周辺抑制・促進作用[33][34][35]や colinear facilitation[36][37]等が知られているが、本研究で用いた視認性予測モデルには含まれない。

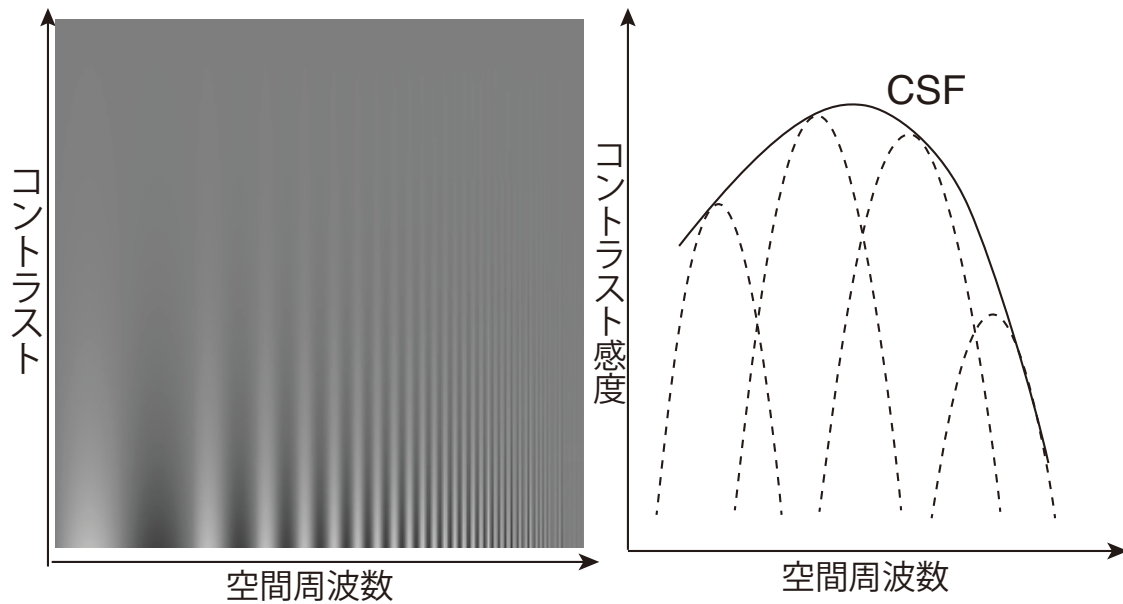


図 2.2 コントラスト感度関数の説明. (左) 視覚系のコントラストに対する感度は空間周波数に依存する. (右) コントラスト感度を空間周波数の関数として表したもの. このコントラスト感度関数 (実線) は, より狭い範囲の空間周波数帯に選択的に応答する複数の神経機構の感度特性 (破線) が合成された結果を表していると考えられている.

これらの神経機構は初期視覚野(V1)に存在し, 実際には空間周波数だけでなく方位や網膜上の位置に対しても選択性を示す[40]. 例えば, この神経機構に含まれる神経細胞はそれぞれ独自の嗜好をもっており, 特定の方位成分と特定の空間周波数成分を含んだ刺激が網膜上の特定の位置に呈示された場合に最も強く応答する. こうした神経細胞の受容野の構造 (その細胞が最大の応答を示す最適な刺激パターン) は, 図 2.3 のようなガボールフィルタ (正弦波をガウシアン窓で局在化したもの) に近いと考えられている. 1つ1つの神経細胞の受容野構造を基底と捉えるなら, これらの細胞の働きは, 入力された視覚パターンを様々な空間周波数と傾きをもつ基底パターンに線形分解し, その基底の重みを符号化するようなものであると理解できる.



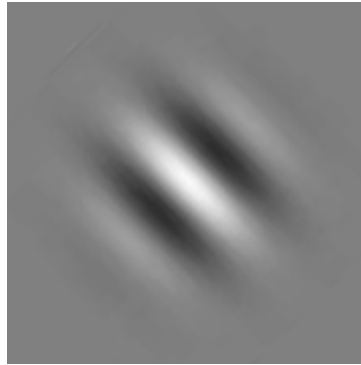


図 2.3 V1 神経細胞の受容野構造モデルの例.

#### ・コントラストマスキング

視覚刺激の視認性は、その刺激が呈示された領域の背景にも大きく依存する。この現象はコントラストマスキングとして知られており、これまでに多くの研究がなされてきた。

図 2.4 に、コントラストマスキングの例を示す。図 2.4 の三枚の画像には全て、左の画像中にあるのと同様な、中心付近でコントラストが高くなる縞模様（以後ターゲットと呼ぶ）が埋め込まれている。中央と右の画像では、一様な縞模様の背景上にターゲットが重ねられているが、この背景輝度に対する相対的な輝度の変調は3つ全ての画像間で等しくなっている。にもかかわらず、中央の画像では左の画像と比べターゲットが非常に視認しづらくなってしまふ。右の画像でも、中央の画像ほどではないが、やはりターゲットの視認性は落ちる。一般に、コントラストマスキングでは背景とターゲットの空間周波数と方位が互いに近い程、また背景のコントラストがターゲットに比べ高いほど、ターゲットの視認性が落ちることが知られている[41]。

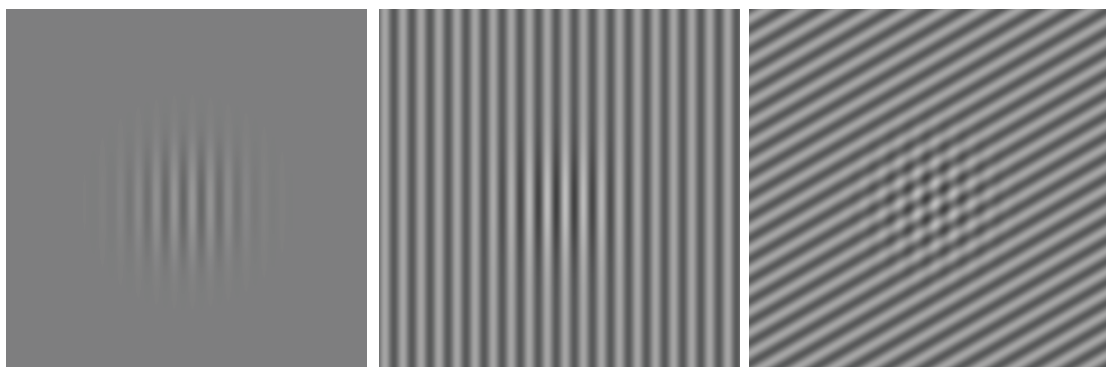


図 2.4 コントラストマスキングの例。3つの画像には左の画像と同一のターゲットが合成

されているが、中央と右の画像のように背景に高コントラストのパターンがあると、ターゲットの視認性が落ちてしまう。

コントラストマスキングは、V1の神経細胞のコントラスト応答に対し非線形な正規化を行う機構により説明することができる。現在、この正規化処理のモデルとして有力なものに、divisive normalization モデルがある[42]。このモデルによると、V1の神経細胞の応答は、その神経細胞と同じ局所領域に受容野を持つ他の神経細胞の応答を足し合わせたものから除算的な抑制を受ける(図2.5)。この抑制は、その神経細胞と似た特徴(空間周波数など)をもっているものからより強く受ける。

抑制の結果、コントラストに対する神経細胞の応答は、図2.6のような形をとる。これにより、背景のコントラストが小さい時はターゲットのコントラストに対して強く神経応答が生じるが、背景のコントラストが大きい時はターゲットによって増加する神経応答の量(「背景+ターゲットに対する神経応答」-「背景に対する神経応答」)は小さくなってしまふ。神経細胞の応答が視認性に対応すると仮定すると、これがコントラストマスキングの主要因であると考えることができる。実際に、Divisive normalization モデルは、神経生理学的研究で実際に測定されたV1神経細胞のコントラスト応答特性を再現できる上[43][44]、心理物理学的研究で得られたコントラストマスキングのデータも高い精度で説明できることが示されている[42][45][46][47]。

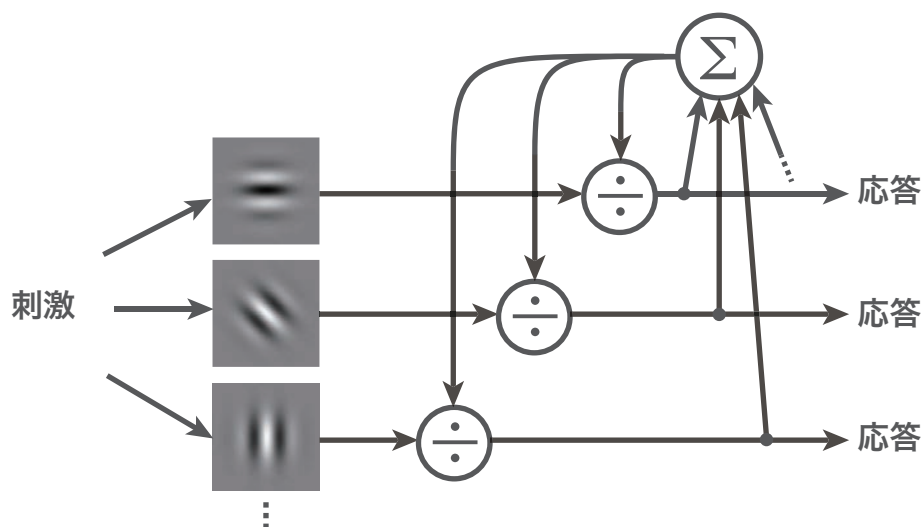


図 2.5 Divisive normalization モデル。同じ局所領域に選択性を持つ神経細胞の応答がプーリ

ングされ、個々の神経応答はプーリングされた応答から除算的に抑制を受ける。

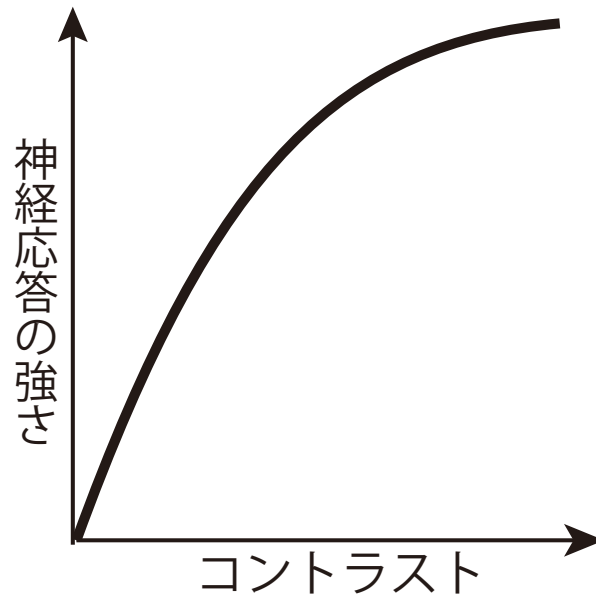


図 2.6 コントラスト応答関数. コントラストが小さい時はコントラストが増えるにつれて神経応答は著しく増加するが、コントラストが大きくなってくると神経応答の増加スピードは緩やかになる。

#### V1 の計算モデルに基づいた画質評価手法

前項で述べた視覚の特性を再現できるような計算モデル（以後、V1 モデルと呼ぶ）を用いて、画像圧縮等で生じた歪みの視認性を評価する手法が開発されてきた。多くの画質評価手法では、元画像と歪み画像の2つの画像を入力とし、それぞれをV1モデルで分析する。その後、V1モデルから出力された値を比較することで、歪みの視認性を評価する。

多くの場合V1モデルは大まかに2つの段階に分けることができる。最初の段階では、入力画像は、それぞれが一定の帯域の空間周波数成分と方位成分を有する複数のサブバンドに線形分解される。また、コントラスト感度関数を再現するため、各サブバンドの係数には線形なゲインが乗算される。各サブバンドの係数は、それぞれの空間周波数や方位に選択的なV1の単純型細胞の応答に対応していると言える。次の段階で、コントラストマスキングを生じる抑制機構を再現するため、第一段階で得られた係数に対して非線形な計算処理が行われる。

V1 モデルをどのように実装し、視認性を計算するかは、画質評価手法によって様々である。Daly[48]は、Watson[49]によって開発された **cortex transform** というフィルタを用いて画像の線形分解を行った。Cortex transform は、V1 の神経細胞の選択性に近くなるよう比較的精密にデザインされており、画像を 4 つの空間周波数帯と 6 つの方位成分に分解できる。しかし、その分計算に必要なコストが他の手法と比べ大きく、また一般的な画像圧縮技術で用いられるサブバンド符号化手法と互換性がないという問題があった。この問題を克服するため、Bradley[50]はウェーブレット変換を用いて線形分解を行う画質評価手法を開発した。ウェーブレット変換は、画像を局所領域毎に複数の空間周波数帯と方位成分に効率良く分解でき、V1 の単純型細胞のモデルとして適している。また、ウェーブレット変換は JPEG2000[51]等の画像圧縮技術にも利用されているため、これらウェーブレットベースの画像圧縮の枠組みとも親和性が高い。

しかしながら、上述した画質評価手法では、画像歪みの視認性を検出率として出力するのみで、視認された歪みの知覚サイズは予測できなかった。これに対し、[45][46][47][25][52]では、抑制を受けた後の V1 の神経細胞の応答強度をシミュレートし、2つの入力画像に対する神経応答同士の差を見ることで、知覚される歪みの大きさを予測した。特に Teo ら [45][46]や Watson ら [47]は **divisive normalization** の過程を明示的に計算処理に組み込み、それが心理物理学的に測定されたコントラストマスクングのデータを高い精度で予測できることを示した。Laparra ら [25]はさらに、**divisive normalization** を組み込んだ視認性予測モデルが、様々な画像歪みの視認性に対する主観評価の結果をよく説明できることを示した。

### 2.3. 視認性予測モデル

本論文で提案する視認性ベースのブレンディング手法は、視認性予測モデルから得られた仮想物体の視認性に基づいてブレンディングのパラメータを決定する。本手法で用いる視認性予測モデルは、Laparra ら [25]によって開発された視認性予測モデルに基づいている。

図 2.7 に、視認性予測モデルの大まかな処理の流れを示した。まず、2つの入力画像（仮想物体をブレンディングする前の画像とブレンディングした後の画像）を、視覚系のふるまいを再現するのにより適した色空間に変換する。次に、変換後の入力画像はそれぞれ V1 の視覚処理を再現した計算モデル（V1 モデル）で分析され、各画像のサブバンド成分に対応する神経細胞の応答がシミュレートされる。最後に、2つの入力画像に対する同一の神

経細胞の応答の差分をピクセル毎に計算し、この差をサブバンド間でプールしたものが、視認性として出力される。

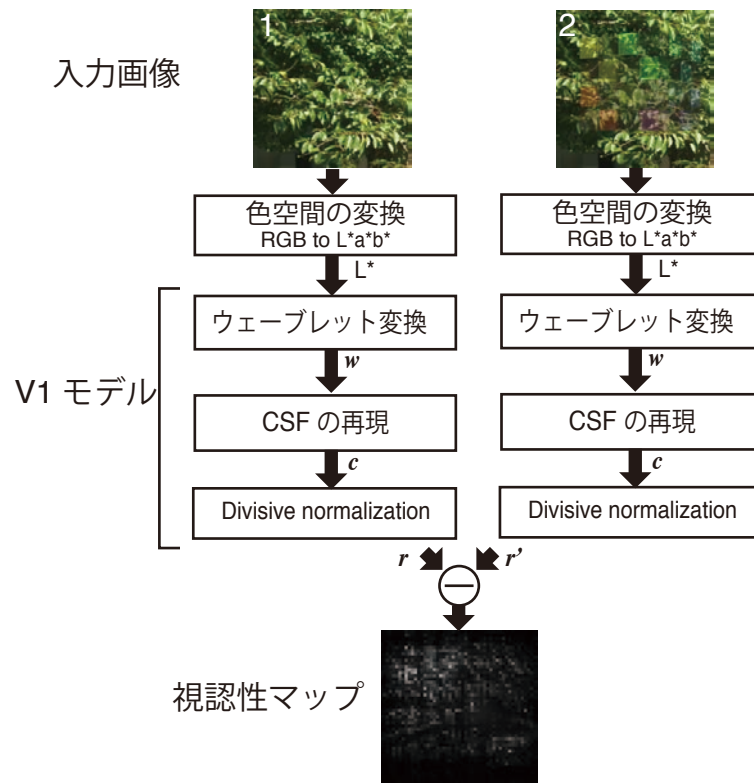


図 2.7 視認性予測モデルの大きな処理の流れ。

本手法で用いられる視認性予測モデルは、計算式を含め多くの部分でベースとなった Laparra らのモデルと共通しているが、計算コストを抑えるため、あるいはより良い結果を得るために、いくつかの修正が加えられている。大まかな修正点は、以下の通りである。

1. 変換する色空間として、YUV ではなく CIE  $L^*a^*b^*$  を用いた
2. 視認性を計算する際、局所的なコントラストの差に加えて、局所的な明るさの差も考慮に入れた
3. 色コントラストに関わる処理を省略し、輝度成分のみを扱った
4. **Divisive normalization** を行う際、周辺ピクセルの神経応答からの抑制を表す項を省略し、自身と同じピクセルの神経応答からの抑制のみ考慮した

以下では、これらの修正点を含め、視認性予測モデルについてより詳細に説明していく。

### 2.3.1. 色空間の変換

視認性予測モデルでは、まず入力画像が RGB 色空間から CIEL\*a\*b\*色空間に変換される。Laparra らのモデルでは画像圧縮規格等との兼ね合いからか YUV 色空間が用いられたが、L\*a\*b\*色空間は知覚的な均等性が保たれるよう設計されているため、視認性の予測にはより適していると言える。

また、本手法では計算速度を優先するため L\*チャンネルのみを扱い、等輝度色コントラスト成分である a\*や b\*チャンネルは無視した。色コントラストに対する感度は輝度のそれと比べると小さく [53]、少なくとも輝度コントラストが存在する条件下では、色コントラストの影響はさほど大きくなると考えられる。実際に、本研究では、色コントラストを無視した視認性予測モデルで視認性の主観評価結果を高精度で予測できることを示した (2.6.1 項参照)。

### 2.3.2. ウェーブレット変換を用いたコントラスト感度特性の再現

入力画像は色変換の後、複数のサブバンドに線形分解される。本手法では、Laparra らと同様、[54]で提案された分離型 QMF ウェーブレット変換を用いて線形分解を行う。この QMF ウェーブレット変換は、画像を 4 つの空間周波数帯と 3 つの方位成分 (水平, 垂直, 斜め) に分解し、ピクセル毎に計 12 個の係数で構成されるベクトル  $\mathbf{w}$  を与える (図 2.8)。分離型ウェーブレット変換は方位の分解能が低く、2 つの斜め方位 (45°と -45°) の成分が混合してしまうという欠点はあるが、計算にかかる時間が非常に少ないため、実時間処理を指向するアプリケーションには適している。

変換後、係数ベクトル  $\mathbf{w}$  に含まれる 12 個の各係数に、以下の式のように線形なゲイン  $\mathbf{S}$  を乗算することで、コントラスト感度特性を再現する。

$$c_i = S_i w_i \quad (2.1)$$

ここで  $c_i$  と  $w_i$  はそれぞれ、ゲインを乗算した後と乗算する前の、 $i$  番目のフィルタのウェーブレット係数を表す。  $S_i$  は  $i$  番目のフィルタに対するゲインである。  $S_i$  は以下のような関数に従う。

$$S_i = S_{(e,o)} = A_o \exp\left(-\frac{(4-e)^\theta}{s^\theta}\right) \quad (2.2)$$

ここで、 $e$  と  $o$  はそれぞれ空間周波数帯と方位成分の番号を表し、空間周波数帯は高い方から低い方へ  $e = 1, 2, 3, 4$  とし、方位成分は水平、斜め、垂直をそれぞれ  $o = 1, 2, 3$  とする。  $A_o$  は方位  $o$  における最大のゲインを表す。また、 $s$  は関数の幅を、 $\theta$  は減衰の鋭さを決定する。  $A_o$ 、 $s$ 、 $\theta$  は[25]で与えられており、その値は表 2.1 に載せた。

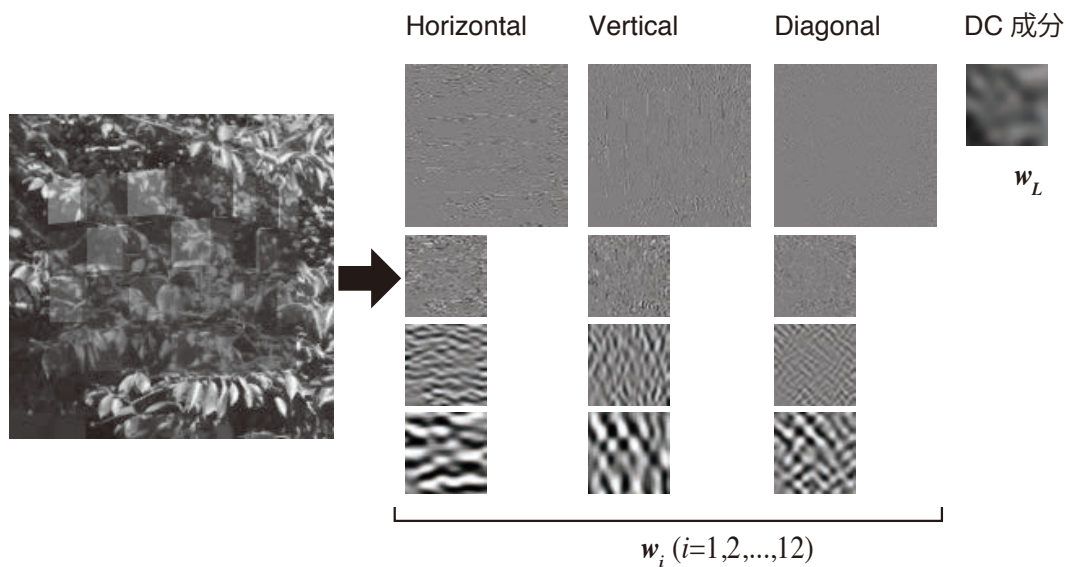


図 2.8 QMF ウェーブレット変換. 入力画像は 4 つの空間周波数帯と 3 つの方位成分 (水平, 垂直, 斜め) に分解され、ピクセル毎に計 12 個の係数で構成されるベクトル  $w_i (i=1,2,\dots,12)$  が得られる。これに加え、提案手法では変換後に余剰として残される DC 成分  $w_L$  も利用する (第 2.3.4 項参照)。また、一般的なウェーブレット変換では低い空間周波数帯のサブバンドにいくにつれて解像度が半減していくが、本手法ではダウンサンプリングノイズを軽減するために解像度が一定以上下がらないようにしている (第 2.6.2.項参照)。

### 2.3.3. Divisive normalization によるコントラストマスクングの再現

次に、コントラストマスクングを再現するため、ウェーブレット係数は divisive normalization モデルに基づいて非線形に正規化される。[25]の実装方法に従い、本手法では以下の式を用いて神経応答の再現を行う。

$$r_i = \text{sign}(c_i) \frac{|c_i|^\gamma}{\beta_i^\gamma + \sum_{k=1}^n H_{ik} |c_k|^\gamma} \quad (2.3)$$

ここで、 $\beta_i$  は  $i$  番目のフィルタに対する飽和定数で、ゼロ除算を防ぐ他、応答の飽和が始まる点を決める。 $H_{ik}$  は  $k$  番目のフィルタが  $i$  番目のフィルタに与える抑制の強さを決める重みづけ関数である。 $\gamma$  は定数で、本手法では[25]で与えられた値を用いた（表 2.1）。

[25]では、飽和定数  $\beta_i$  は自然画像データベース[55]から抽出された画像に対して QMF ウェーブレット変換を行った際の各フィルタのウェーブレット係数の標準偏差に基づいて決定されていた。本手法では、[25]とは異なる色空間を用いたことにより、係数の標準偏差に違いが出る可能性があった。このため、本研究では同一のデータベースから抽出した 100 枚の自然画像を  $L*a*b^*$  色空間に変換後、 $L^*$  チャンネルの画素値についてウェーブレット変換を行い、各フィルタの係数の標準偏差を新たに計算し直した。そして、[25]の方法に習い、得られた標準偏差に定数  $b$  を乗算することでスケーリングし、各フィルタに対する  $\beta_i$  を求めた。スケーリング定数  $b$  は、第 2.3.6 項に記載する方法で最適化した。

重み付け関数  $H_{ik}$  は、基本的に  $k$  番目のフィルタが  $i$  番目のフィルタと近い特徴を持つ程度重みが大きくなる（抑制が大きく働く）ことが想定されており、以下の式により定義される。

$$H_{ik} = H_{(e,o),(e',o')} = K \exp\left(-\left(\frac{(e-e')^2}{\sigma_e^2} + \frac{(o-o')^2}{\sigma_o^2}\right)\right) \quad (2.4)$$

ここで、 $(e, o)$  と  $(e', o')$  はそれぞれ  $i$  番目と  $k$  番目のフィルタが選択性をもつ空間周波数レベルと方位を表す。 $K$  は全ての  $k$  に対する  $H_{ik}$  の総和が 1 となるように定められる定数である。 $\sigma_e$  と  $\sigma_o$  はそれぞれ空間周波数次元と方位次元における重みの広がりを決める定数で、本手法では[25]において与えられた値を用いた（表 2.1）。



Laparra らのモデルでは、同一ピクセル内の別のサブバンドからの抑制作用だけでなく、その周辺のピクセルからの抑制作用も想定した重み付け関数が用いられていた。しかし、各ピクセルの視認性を求めるために、その周囲のピクセルにも毎回アクセスするのは計算上のコストが非常に大きい。とりわけ本手法では、視認性を最適化する上で、フレーム毎に何度も視認性計算を行う必要があるため、オリジナルの重み付け関数からこうした周辺ピクセルからの作用を表す項を省略した。近傍ピクセルからの作用はコントラストマスキングを再現する上で必ずしも必要ではないと考えられ、[46]では、近傍ピクセルからの作用を考慮しないモデルを用いて、心理物理学的に測定されたマスキングのデータが再現できることが示されている。[56][47]でも、周囲からの抑制は非常に限られた範囲で起こることが示唆された。また、本研究においても、様々な画像にブレンドされたパターンの視認性が本手法で用いたモデルでよく予測できることが示された（第 2.6.1 項参照）。

#### 2.3.4. 局所的な明るさの差

Laparra らのモデルでは、4つの空間周波数帯に選択的なサブバンドが視認性の計算に使われる。しかし、この中で最も低い空間周波数帯は、視角1度に64画素分収まる観察距離において3 cycle/degree程度であり、このサブバンドがカバーする範囲よりも低い空間周波数帯は視認性には反映されない。このことは、画像圧縮ノイズのように局所的な変化の視認性を評価する場合には大きな問題とはならない。しかし、別の画像をブレンディングした場合に生じる広範囲な変化の視認性を計算したい場合には不都合が生じる。例えば、2つの画像（仮想物体と背景のシーン）の重なる領域が共に滑らかな面を持っていた場合、視認性が過小評価され、ブレンディング結果にエラーが生じることになる。こうしたテクスチャの少ない滑らかな領域は、空やコンクリートの壁、影で暗くなっている箇所等、自然画像中に多く存在しているため、無視することはできない。

本手法では、この問題を解決するため、局所的なコントラストの差に加えて、局所的な明るさの差も視認性計算に用いることとした。厳密に言えば、少なくともV1においてコントラストを伴わない「明るさ」が直接コードされているという証拠はない。滑らかな面の明るさは、その面を構成するエッジ部分のコントラスト情報から相対的なものとして推定されるだけで、局所的に絶対的な明るさを検出する機構は存在しないかもしれない[57]。しかし、大域的に明るさを求め、そこから視認性を計算するのは非常に大きなコストが必要になる。本手法の目的は視覚系の完全なシミュレートではないため、ここでは近似的に、

QMF ウェーブレット変換を最後まで行った後に残る低域通過画像（DC 成分）を、各ピクセルにおける明るさへの応答とした。

したがって、局所的な明るさへの応答  $r_L$  は、以下のように表される。

$$r_L = \omega w_L \quad (2.5)$$

ここで、 $w_L$  は低域通過フィルタの係数を表し、 $\omega$  はその係数に対する線形なゲインである。

### 2.3.5. 再現された応答のプーリング

2つの入力画像の様々なサブバンドに対する応答は、各サブバンド内で差分が計算され、ピクセル毎にプーリングされる。この処理は、 $L_p$  ノルムの形で次のようにモデル化される。

$$d_{xy} = \frac{1}{n+1} (|r_L - r'_L|^p + \sum_{i=1}^n |r_i - r'_i|^p)^{\frac{1}{p}} \quad (2.6)$$

ここで、 $d_{xy}$  はピクセル  $(x,y)$  においてプーリングされた応答の差分を表す。 $r_i$  と  $r'_i$  は、2つの入力画像それぞれに対する  $i$  番目のフィルタへの応答を表す。 $n$  はフィルタの数を表すため、ここでは  $n=12$  となる。最後に、 $r_L$  と  $r'_L$  は、2つの画像それぞれに対する局所的な明るさへの応答を表す。

### 2.3.6. パラメータの最適化

Laparra らは、自然画像の画質歪みに対する主観評価データに対してフィッティングを行うことで、間接的にモデルのパラメータを最適化した。にもかかわらず、最適化された視認性モデルは、コントラスト感度やコントラストマスキングといった視覚系の基礎的な特性を良く再現できていた。こうした彼らのモデルの一般性を失わないようにするため、本手法では、新たに導入した局所的な明るさに対するゲイン  $\omega$  (式 2.5) と飽和定数  $\beta$  (式 2.3) を除き、[25]で最適化されたパラメータを用いた。したがって、ここでは  $\omega$  と、 $\beta$  を調整するスケール定数  $b$  の2つのパラメータのみを最適化した。

#### 最適化方法

パラメータは、視認性の主観評価データに対してモデルをフィッティングすることで最適化した。主観評価データは、様々な自然画像テクスチャ上に様々な透明度でブレンドされたパターンの視認性をレーティングしてもらうことで得た。レーティング実験については2.6.1項に詳しく記述している。モデルで得られたピクセル毎の視認性予測値を、主観的な視認性のスコアと比較するため、各ピクセルの視認性予測値  $d_{xy}$  は、次の式によってプーリングした。

$$d = \frac{1}{m} (\sum_{(x,y) \in \mathbf{O}} d_{xy}^q)^{\frac{1}{q}} \quad (2.7)$$

ここで、 $\mathbf{O}$  は合成パターンに含まれるピクセルの集合を、 $m$  は  $\mathbf{O}$  に含まれるピクセルの数を表す。  $q$  は[25]で与えられた値 ( $q=2.2$ ) を用いた。パラメータのフィッティングは、視認性の予測値  $d$  と主観評価のデータ間で線形回帰を行い、その回帰の二乗誤差を最小化する形で行った。

### 最適化結果

最適化で得られたパラメータは  $(b, \omega) = (10.3, 0.35)$  であった。この  $b$  でスケールリングすることで得られた飽和定数  $\beta$  は、表 2.1 に示した通りである。なお、これらの飽和定数は、[25]において最適化されたものと非常に近い値であった。

パラメータ名	本論文で用いた値
$A_o$	40 when $o=1$ or 3 (horizontal or vertical) 36.6 when $o=2$ (diagonal)
$s$	1.5
$\theta$	6
$\gamma$	1.7
$\sigma_e$	0.25
$\sigma_o$	3
$p$	4.5
$\omega$	0.35

		e=1	e=2	e=3	e=4
$\beta_i = \beta_{(e,o)}$	o=1,3	0.3	0.8	1.9	4.6
	o=2	0.2	0.5	1.1	2.7

表 2.1 視認性予測モデルのパラメータ．これらのうち、 $\omega$  と  $\beta$  は本研究で得た視認性の主観評価結果にモデルをフィッティングすることで最適化した．それ以外のパラメータは、[25]で与えられたものを用いた．

## 2. 4. Visibility-based blending

この節では、視認性予測モデルを利用した **visibility-based blending** を提案する．

**Visibility-based blending** では、以下の式 2.8 により 2 つの画像 ( $I_1$  および  $I_2$ ) をブレンドする．その際、一方の画像 ( $I_1$ ) の視認性が任意に定められた水準となるように、ブレンドのパラメータ ( $\alpha$ ) が自動的に決定される．なお、ブレンドは *CIE L\*a\*b\** 色空間上で行われる．以下では、背景画像に対して仮想物体をブレンドする状況を想定し、 $I_1$  を仮想物体画像、 $I_2$  を背景画像として記述することとする．

$$I = \alpha I_1 + (1 - \alpha) I_2 \quad (2.8)$$

**Visibility-based blending** の大まかな流れを図 2.9 に示す．入力画像は、背景画像と、背景画像に  $\alpha=1$  で仮想物体が描画された画像の 2 つである．また、最終的に得たい仮想物体の視認性の水準を **target visibility**( $V_t$ )として入力する．

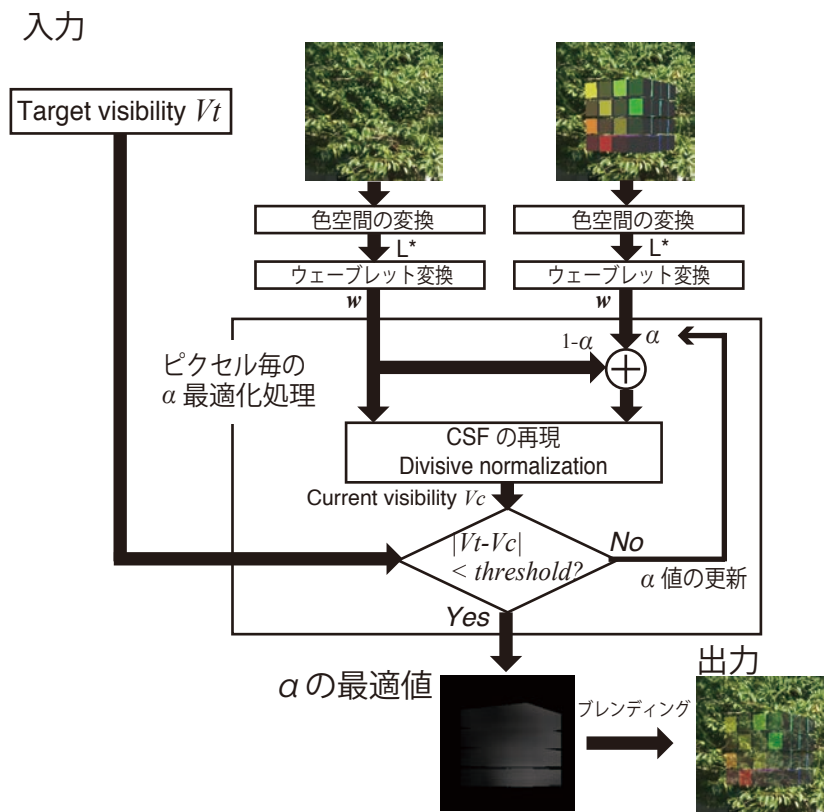


図 2.9 Visibility-based blending の流れ.

2つの入力画像は、まず RGB 色空間から CIE  $L^*a^*b^*$  色空間に変換され、それぞれの  $L^*$  チャンネル画像のみが QMF ウェーブレット変換によって線形分解される。QMF ウェーブレット変換により、それぞれの入力画像の各ピクセルについて、12個のウェーブレット係数（4つの空間周波数レベル × 3つの方位成分）と1個のDC成分が得られる。

次に、ターゲットとなる視認性(target visibility,  $V_t$ )を実現するのに最適な  $\alpha$  値の探索が、画素毎に行われる。探索は2分探索法に基づいて実行される。すなわち、毎ステップ終了時に現在の  $\alpha$  値でブレンドしたときの視認性(current visibility,  $V_c$ )と  $V_t$  とが比較され、 $V_c$  が  $V_t$  より高ければ次のステップの  $\alpha$  値がステップサイズ分引き下げられ、低ければ次のステップの  $\alpha$  値がステップサイズ分引き上げられる。ステップサイズは、ステップが進む毎に半分のサイズに減じられる。これを繰り返し、 $V_c$  と  $V_t$  の差分の絶対値が十分に小さくなった時点で探索は終了する。ここでは、 $\alpha$  値の初期値は0.5とし、ステップサイズの初期値は0.25とした。この条件では、8ステップ繰り返すことで  $V_c$  は十分  $V_t$  に近づくため、8回繰り返した時点で最適化が終了したとみなし、8回目に更新された  $\alpha$  値を最適値として出力する。

現在の  $\alpha$  値における視認性は、次のように計算される。まず、現在の  $\alpha$  値を重みとして、2つの入力画像のウェーブレット係数と DC 成分を式 2.8 に従って足し合わせる。ただし、ここでは式 2.8 中の  $I$  はウェーブレット係数（または DC 成分）の線形和を、 $I_1$  と  $I_2$  は仮想物体画像と背景画像のウェーブレット係数（または DC 成分）をそれぞれ表すとする。QMF ウェーブレット変換は線形変換の一種であるため、ここで得られたウェーブレット係数および DC 成分の線形和は、現在の  $\alpha$  値で2つの入力画像をブレンドした後に QMF ウェーブレット変換した場合のウェーブレット係数や DC 成分に等しい。次に、これらのウェーブレット係数に対し、式 2.1 に従ってゲイン  $S$  を乗算する。その後、式 2.3 に従い divisive normalization 処理を行い、コントラスト応答  $r$  を得る。DC 成分についても、式 2.5 に従って重み  $\omega$  を乗算し、局所的な明るさに対する応答  $r_L$  を得る。背景画像についても、同様にしてコントラスト応答と局所的な明るさに対する応答を計算する。最後に、式 2.6 に従って、現在の  $\alpha$  値によるブレンディング結果に対する応答と背景画像に対する応答の差分をプーリングし、これを現在の視認性の値  $V_c$  とする。

2分探索法によってターゲットとなる視認性を与える最適な  $\alpha$  値が得られたら、これを用いて入力画像同士のブレンディングを行えばよい。しかし、 $\alpha$  値はピクセル毎に最適化されるため、これをそのまま用いるとしばしばピクセル間に不連続性を生じ不自然な結果となる。これを防ぐため、最適化された  $\alpha$  値は一定サイズの正方形窓の範囲内で平均し、これを最終的なブレンディングに用いる。ブレンディングは  $L*a*b$  色空間上で式 2.8 に従って行われ、ブレンド後に RGB 色空間に戻したものが出力される。

## 2.5. Visibility-enhanced blending

本節では、オプティカルシースルー型のデバイス上に呈示された仮想物体の視認性を向上させる手法として、visibility-enhanced blending を提案する。一般的なオプティカルシースルー型のデバイスでは、ハーフミラーを用いることで仮想的な情報を現実風景からの入射光に足し合わせて表示する。したがって、ユーザーが見る仮想情報は物理的には常に半透明に表示されていることになる。こうした状況下では、現実風景から入射する光の強さやデバイスが発する光の強さに加えて、現実風景中において仮想情報が重なる部分のテクスチャやエッジのコントラストも仮想情報の視認性に影響すると考えられる。このため、オプティカルシースルー型のデバイスに呈示された仮想情報の視認性は、視認性予測モデルで扱うことが望ましい。Visibility-enhanced blending では、視認性予測モデルから得られた仮想

物体の視認性が予め定められた水準を下回る箇所で適応的に仮想物体の明るさを引き上げることで、常に視認しやすい表示結果を出力できるようになる。

オプティカルシースルー型デバイスに呈示された仮想物体の視認性を正しく予測するためには、前提としてユーザーの網膜上で AR/MR シーンがどのように映っているか分かっているなければならない。これを知るためには、ユーザーの視野上で現実風景のどの位置に仮想物体が置かれているかを再現することがまず必要である。また、とりわけ屋外環境では環境光の強さが大きく変動するため、現在のユーザーの網膜の順応レベルも再現できている必要もある。しかしながらこうした問題は本論文の主旨からは外れるため、ここではそれらの問題については扱わず、再現が正しく行われていることを前提とした上で、いかに視認性を向上させるかという点に焦点を当てる。

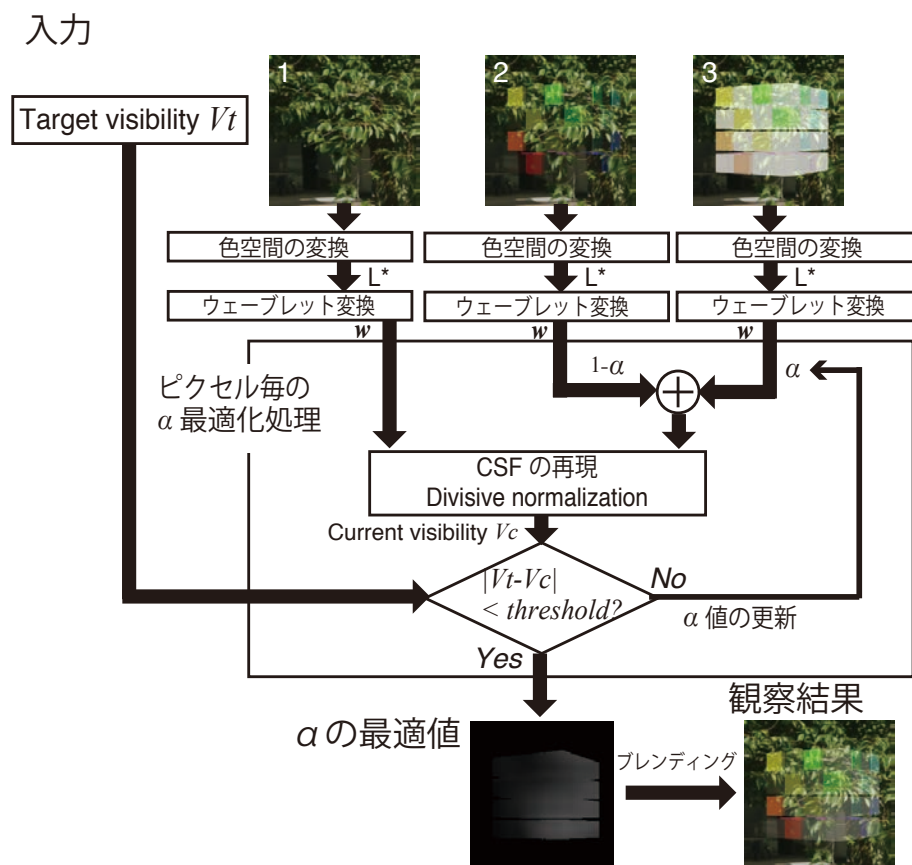


図 2.10 Visibility-enhanced blending の大まかな流れ。

Visibility-enhanced blending の大まかな処理の流れを図 2.10 に示す。Visibility-enhanced blending は、基本的に前節で記述した visibility-based blending の処理を踏襲している。

Visibility-based blending との主な違いは、入力画像が3つに増えていることである。入力画像はそれぞれ、(1)背景シーン画像、(2)視認性向上処理がなされない場合の元の AR/MR シーンのシミュレーション結果画像、(3)仮想物体が最大の明るさで表示された場合の AR/MR シーンのシミュレーション結果画像、の3つである。入力画像(3)は、 $CIE L^*a^*b^*$ 色空間上で、 $L^*$ チャンネルの値を最大にした仮想物体を用いて生成する。

$\alpha$  値の最適化は、入力画像(2)と(3)の間で target visibility ( $V_t$ )以上の視認性を与える適切な明るさを見つけるという目標の元で行われる。Visibility-based blending の場合と同様、 $\alpha$  の最適値は、画素毎に2分探索法によって0から1の範囲で探索される。現在の $\alpha$ 値でブレンドした画像に対するコントラスト応答  $r$  と明るさへの応答  $r_L$  は、入力画像(2)と(3)のウェーブレット変換後の係数同士をその $\alpha$ 値で線形結合したものをを用いて計算する。これらと入力画像(1)に対する応答との差分を式2.6でプーリングすることで、現在の $\alpha$ 値における視認性(current visibility,  $V_c$ )が得られる。current visibility ( $V_c$ )は target visibility ( $V_t$ )と比較され、 $V_c$ が $V_t$ より高ければ次のステップの $\alpha$ 値は引き下げられ、低ければ引き上げられる。探索は8ステップ分繰り返した後に終了する。最後に、各画素の $\alpha$ 値を一定サイズの窓内で平均し、 $\alpha$ マップ画像を得る。

こうして得られた $\alpha$ マップを用いて、最終的な仮想物体の描画が行われる。ここで注意すべきは、背景と仮想物体の合成はハーフミラーにより物理的に行われるということである。このため、オプティカルシースルー型デバイス上に表示する出力結果を得るには、単純に入力画像(2)と(3)を最適化された $\alpha$ マップでブレンドするのではなく、入力画像中の仮想物体画像のみをブレンドしなければならない。したがって、画像の出力は以下の手順によって行う。まず、黒色背景上に描画したオリジナルの仮想物体画像を  $CIE L^*a^*b^*$ 色空間に変換する。次に、この $L^*$ 値と $L^*$ 軸の最大値とを最適化された $\alpha$ 値でブレンドする。最後に、得られた $L^*$ 値を元の $a^*b^*$ 値と合わせ、画像をRGB色空間に戻して画面に出力する。

厳密には、このようにして得られた出力画像をオプティカスシースルー型デバイスを通して見た結果は、入力画像(2)と(3)とを最適化された $\alpha$ マップでブレンドした理想的な結果とは若干異なる。例えば、前者の結果と後者の結果を明るさ次元( $L^*$ )で表すと次の $L$ (式2.9)、 $L'$ (2.10)のようになり、これらが数値的には一致しないことがわかる。

$$L = f[Y_b + g\{(1 - \alpha)f(Y_c) + \alpha f(Y_{max})\}] \quad (2.9)$$



$$L' = (1 - \alpha)f(Y_b + Y_c) + \alpha f(Y_b + Y_{max}) \quad (2.10)$$

ここで、 $Y_b$ ,  $Y_c$ ,  $Y_{max}$ はそれぞれ現実シーンの輝度、オプティカルシーンスルーデバイス上での仮想物体の輝度、オプティカルシーンスルーデバイスの最大輝度を表し、関数 $f$ と $g$ はそれぞれ輝度から $L^*$ への非線形変換、 $L^*$ から輝度への非線形変換を表す。しかしながら、 $Y_b$ ,  $Y_c$ ,  $Y_{max}$ , および $\alpha$ の値を様々に変えつつシミュレーションを行った結果、仮想物体の輝度 $Y_c$ が非常に小さい場合を除き、2つの結果の差( $L-L'$ )は知覚できないほど小さいことがわかった。したがって、本手法で用いた出力画像の計算方法は近似として十分妥当であると考えてよい。

## 2.6. 実験

この節では、まず提案手法で用いた視認性予測モデルの妥当性を検証する。元となった視認性のモデルについては、[25]において、様々な画像のノイズや劣化の主観評価結果をある程度説明できるということが示されている。しかし、ブレンドした物体の視認性の主観評価をどれくらいよく説明できるかは未知である。また、第2.3節で詳しく述べたように、提案手法で用いた視認性予測モデルはLaparraらのモデルからいくつかの点で変更が加えられている。これらの理由から、提案したブレンディング手法(visibility-based blending, visibility-enhanced blending)の検証を行う前に、それらの核となっている視認性予測モデルの検証を行っておく必要がある。

視認性予測モデルの検証の次に、ブレンディング手法の有効性を調べる実験を行う。実験では、最初に実装の詳細について述べた後、計算速度の検証を行う。その後、visibility-based blending, visibility-enhanced blending の順に効果の検証を行う。

### 2.6.1. 視認性予測モデルの検証

テスト参加者に様々なテクスチャ上に半透明合成したパターンの視認性を評価してもらう実験を行い、その主観評価データと視認性予測モデルの予測結果を比較した。ここで得られた主観評価データは、視認性予測モデルのパラメータの最適化にも用いた(第2.3.6節参照)。本項では、テスト方法の詳細と、最適化後のモデルによる予測値と主観評価データの比較結果を示す。

## 実験方法

### ・実験装置

刺激は暗室中の CRT モニタ (Sony Trinitron Multiscan CPD-17SF9, 17 インチ, 1024 x 768 pixels, リフレッシュレート 75Hz, 平均輝度 44.6 cd/m<sup>2</sup>) 上に呈示した. 参加者は顎台で頭を固定し両眼で刺激を観察した (図 2.11). 観察距離は 114cm であった. Laparra らの視認性のモデルでは, 画像は 64cycle/degree のサンプリング周期となる距離から観察されることが想定されていたため, 本テストにおける観察距離も, この想定に基づいて設定した.



図 2.11 実験装置 (実際には部屋の電灯を切った状態で行った.)

### ・実験刺激

刺激は, 自然画像テクスチャにチェス盤型のパターンを合成したものをを用いた (図 2.12). チェス盤パターンは 1 辺が 200 ピクセル (視角 3.1 deg) の長さの正方形で, (R,G,B)=(0, 0.8, 0)と(0.2, 0, 0.2)の 2 色で構成されていた. テクスチャ画像には, 50 種類の異なる実写画像 (解像度 512x512 ピクセル) を用いた. 50 個のテクスチャ画像のうち 48 個は, [58]のテクスチャデータベースから奥行き勾配のないものを選んで用いた. これらのテクスチャ画像は, 樹木の皮やブロック塀, 織物, 花, 食べ物, 草, 葉, 金属, 砂, 石, タイルを撮影したものであった. 残りの 2 個は, 著者が撮影した樹木の葉の写真を用いた.

チェス盤パターンとテクスチャは式 2.8 に基づきアルファブレンディングによって合成した。ただし，ここでは  $I_1$  と  $I_2$  はそれぞれチェス盤パターン画像とテクスチャ画像の画素値を表すこととする。  $\alpha$  値は，各テクスチャ画像につき，異なる 5 種類の値を用いた。この際，パターンの視認性ができるだけ均質かつ幅広く変動するように，5 つの  $\alpha$  値は対数軸上で概ね均等となるような間隔に設定した。以上より，実験で使用した刺激数は全部で  $50 \times 5 = 250$  個になる。



図 2.12 用いた刺激の例。テスト参加者は，自然画像テクスチャ上にブレンドされたチェス盤型のパターンの視認性をレーティングした。

#### ・静止条件と運動条件

AR/MR 等の実際のアプリケーションでは，背景と合成する仮想物体が異なる速度で運動していることが多い。本章で用いた視認性予測モデルは時間的な輝度変化が視認性に与える影響は考慮していなかったため，こうした条件でもモデルが正しく機能するか確かめておく必要がある。

このため実験では，テクスチャとチェス盤パターンが共に静止している静止条件に加え，テクスチャとチェス盤パターンが異なる速度で運動している運動条件も用意した。

運動条件では，チェス盤パターンとテクスチャは共に同じ位相で水平方向に往復運動していた。2 つの画像は共に周期 1 Hz で正弦波状に運動したが，運動の振幅は異なっており，チェス盤パターンの振幅は視角 0.8 deg，テクスチャの振幅は 1.6 deg であった。

#### ・テスト参加者

実験の目的を知らない 10 人の男女（年齢 22-27 歳）がテストに参加した。10 人中 9 人は静止条件と運動条件の両方に参加し、残りの 1 人は運動条件にのみ参加した。

#### ・実験手続き

実験では、各試行、刺激のうちの 1 つが画面の中心に 1.6 秒間呈示された。刺激が消えた後、テスト参加者はチェス盤パターンの視認性を 1~5 の数値軸上でレーティングした。ここで、1 は”invisible”，2 は”barely visible”，3 は”visible”，4 は”fairly visible”，5 は”very clear”とし、これらの単語は常に数値軸上の対応する数字の横に表示した。参加者はこれらの整数だけでなく、任意の隣り合う整数同士のちょうど中間の値（1.5 や 2.5 等）も選択できた。数値の選択は、数値軸上を移動するカーソルをマウスで動かし、クリックで選択することで行われた。

静止条件、運動条件共にそれぞれ 250 試行から成っていた。両方の条件を行ったテスト参加者は、運動条件を終わらせた後、別の日に静止条件を行った。各条件において、刺激はランダムな順に呈示された。また、参加者は 50 試行毎に休憩をとった。

実験を始める前に、練習用のセッションを行った。練習では、刺激の視認性がどれくらいの範囲で変動するのかを実際に見せつつ、視認性をレーティングする際の基準を固めてもらった。本番では、練習で作った基準に従い、できるだけ一貫した判断を行うよう教示した。練習は静止条件、運動条件の前に必ず一回行った。

#### 主観評価結果とモデル予測値の比較

各テスト参加者のレーティング結果は、まず各参加者内で  $z$  値に変換した。変換には以下の式を用いた。

$$z = \frac{v - \mu_v}{\sigma_v} \quad (2.11)$$

ここで、 $v$  は参加者が回答したレーティングの数値を、 $\mu_v$  と  $\sigma_v$  は 250 個の刺激に対するレーティング値の平均と標準偏差をそれぞれ表す。次に、各参加者の  $z$  値を刺激毎に参加者間で平均し、これを視認性予測モデルの予測値との比較に用いた。

視認性予測モデルの予測値は、チェス盤パターンを合成したテクスチャ画像と、合成する前のテクスチャ画像を第 2.3 節で記述した視認性予測モデルに入力することで得た。提案

したブレンディング手法では、視認性予測モデルはピクセル毎の局所的な視認性を出力したが、これらの局所的な視認性予測値をプーリングして画像全体の視認性を算出するために、式 2.7 を用いた。運動条件では、各フレームにおける視認性予測値をまず求め、これらの平均値を比較に用いた。

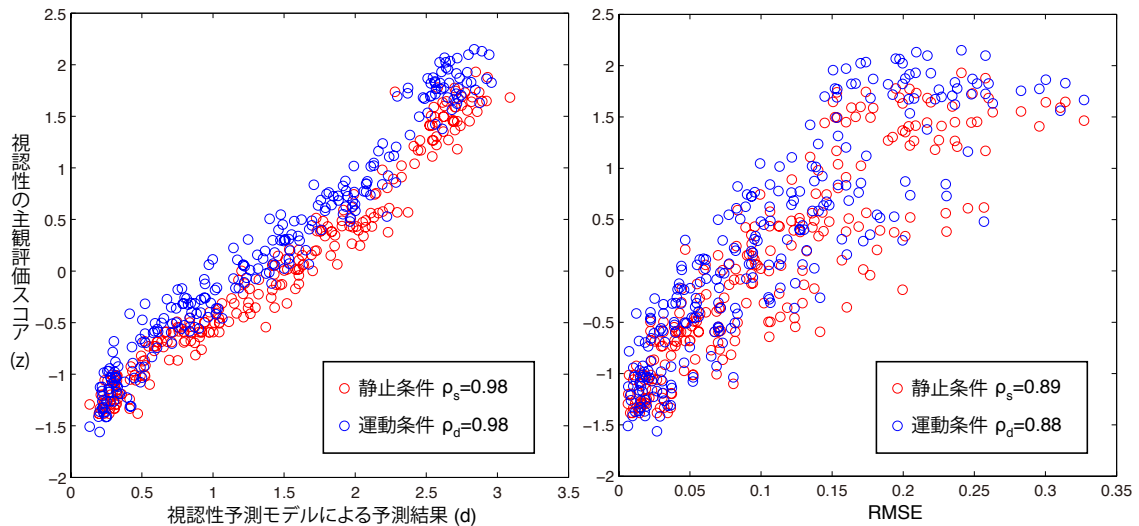


図 2.13 視認性の主観評価結果 (z 値) とモデルによる予測値の比較. (A)視認性予測モデルとの比較. (B) RMSE との比較. 各プロットに示した  $\rho_s$  と  $\rho_d$  は、それぞれ静止条件と運動条件におけるピアソン積率相関を表す.

図 2.13A は、視認性主観評価結果(z 値)を視認性予測モデルの予測値に対してプロットした散布図である. 赤丸は静止条件のデータを、青丸は運動条件のデータを表す. 比較のため、図 2.13B には、視認性予測モデルの代わりに 2 乗平均平方根誤差 (RMSE) を用いた場合の予測結果との散布図も示した. なお、RMSE の計算には  $L^*a^*b^*$  色空間の  $L^*$  チャンネルのみを用いた. 各プロットの右下には、各散布図のピアソン積率相関の値を示した.

散布図とその相関値からわかるように、視認性予測モデルの予測精度は非常に高いということがわかった. 一方、明るさ知覚の非線形性のみを考慮した RMSE に基づく予測では、視認性予測モデルの予測精度には遠く及ばないということもわかった. 複数ある視認性予測モデルのパラメータのうち、ここで得られた主観評価データに基づいて最適化されたのは 2 つだけであるため (第 2.3.6 項参照)、予測精度の高さはモデルのオーバーフィッティングに起因するものではないと考えられる. モデルによる予測は、運動・静止条件を問わ

ず主観評価データを線形に予測できており、実用的な使用に十分耐えうるものが推察される。

その他に観察される傾向としては、運動条件の視認性が静止条件のものより全体的に少しだけ高いということが挙げられる。今回の実験では運動条件と静止条件を別々のセッションで行った。そのため、ここで見られた条件間の差異は視認性の定量的な違いを正確に表していない可能性はあるが、運動条件で視認性が高くなる原因はいくつか考えられる。例えば、運動条件では、各フレームでの視認性が勝者総取り式にプーリングされるためであるかもしれない。他の可能性としては、静止条件ではチェス盤模様の位置が変わらないため、順応効果によって視覚系の検出感度が下がってしまったということも考えられる。こうした時間的な要因を考慮することで、視認性予測モデルの精度をさらに向上させることもできるかもしれない。

## 2.6.2. ブレンディング手法の検証

本節では、視認性予測モデルを組み込んだ2つの提案手法(visibility-based blending と visibility-enhanced blending)の効果検証を行う。まず提案手法の計算効率の検証を行い、次に提案手法の効果を様々な画像を用いて検証していく。

### 実装と計算効率の評価

ここではまず、実装の詳細について説明を行い、次に実験環境とその環境における計算効率の測定結果を示す。

#### ・実装

提案手法は全てプログラマブルシェーダ(GLSL)上に実装した。ブレンディングやブレンディングパラメータの最適化は、全て局所領域毎に行われるため、GPUで並列処理することにより高速化できる。

QMF ウェーブレット変換における各スケールでの計算は、図 2.14 に示した順にフィルタリングすることで行われる。まず第1パスにおいて、元画像は1次元の低域通過型カーネルによって水平方向に畳み込み処理を受ける。この際、同時に水平方向について半分のサイズにダウンサンプリングされる。次に第2パスで、元画像は同様にダウンサンプリングされつつ、高域通過型カーネルによって水平方向に畳み込み処理を受ける。第1パスと第

2パスの結果は、水平方向に隣接する形で同じフレームバッファに格納される。その後、このフレームバッファの画像に対して、今度は垂直方向に低域通過型カーネル（第3パス）と高域通過型カーネル（第4パス）が畳み込まれる。この際にも、垂直方向に対してダウンサンプリングが行われる。この第1～第4パスにより、水平方位成分をもつ画像(LH)と垂直方位成分をもつ画像(HL)、斜め方位成分の画像(HH)、低域通過画像(LL)の4つの画像が得られる。低域通過画像は、次のスケールにおける元画像として利用される。同様の処理を4回繰り返すことで、4つの空間周波数レベルに対応する画像が得られる。

ただし、上述した処理をそのまま実装すると、ダウンサンプリングが繰り返されることで、低いスケールに行くほどダウンサンプリングノイズが大きくなる。予備的な実験により、このダウンサンプリングノイズが最終的なブレンディング結果のフレーム間の不連続を引き起こすことがわかった。そこで、ダウンサンプリングノイズを低減するために、本手法ではダウンサンプリングを最初の2つのスケールにおいてのみ行うこととした。

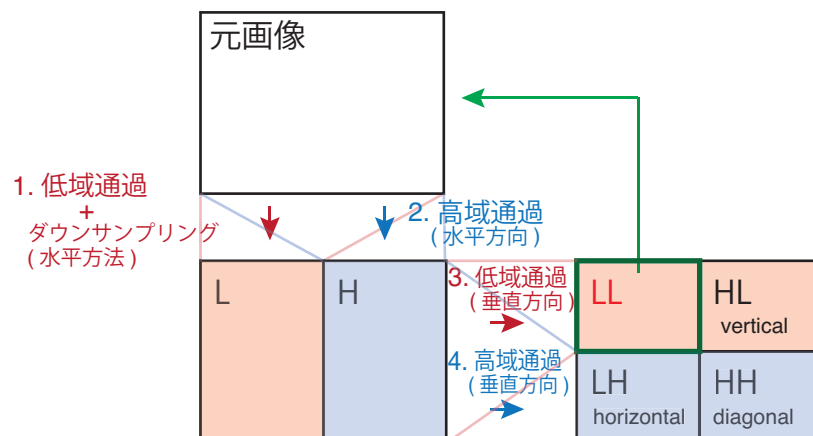


図 2.14 QMF ウェーブレット変換の各スケールにおける処理。各パスにおいて、画像に対し1次元の低域通過型または高域通過型のカーネルが、水平方向又は垂直方向に畳み込まれ、ダウンサンプリングされる。ただし、ダウンサンプリングノイズを低減するため、ダウンサンプリングは最初の2つのスケールにおいてのみ行われる。

QMF ウェーブレット変換の回数を可能な限り減らすため、入力画像はできるだけ1枚のテクスチャの異なるチャンネルに収めるようにした。Visibility-based blending では、2つの入力画像の L\*チャンネルの値を1枚のテクスチャにまとめ、このテクスチャに対して畳み込み処理を行った。ただし、畳み込み結果を 8bit で保持すると、量子化による情報の劣化

が無視できなくなる恐れがあるため、入力画像 1 に対しては RGBA の 4 チャンネルのうち R と G を、入力画像 2 に対しては B と A を割り振り、各画像につき 16 bit 分のスペースを使ってデータを格納した。Visibility-enhanced bending では入力画像が 3 つに増えるため、3 つのうち 2 つの画像だけを 1 つのテクスチャにまとめた。このため、合計 2 回 QMF ウェーブレット変換を行う必要があった。

#### ・計算効率の検証

実験には、パーソナルコンピュータ(OS: Windows 7, CPU: Corei7 2.93 GHz, RAM: 8GB, GPU: nVIDIA GTX 550Ti 1024MB)を用いた。入力画像は、解像度が 640x480 の背景画像と、OpenGL でレンダリングされた仮想物体を用いて生成した。計算速度向上のため、 $\alpha$  値の最適化は 1/4 にサンプリングした画素毎に行った。 $\alpha$  値の平均窓は 17x17 とし、平滑化はこのサンプリングした解像度において行った。その後、平滑化した  $\alpha$  値の画像を元の解像度に引き延ばして合成に用いることで、最終的な結果を得た。計算時間の測定は、ブレンディング手法に関わる処理のみを対象とし、仮想物体のレンダリングや背景画像の取り込み等にかかった時間は除いた。

計算効率は非常に高く、visibility-based blending では合成にかかった時間は約 4.5ms、フレームレートに換算すると 220FPS 以上であった。Visibility-enhanced blending でも十分高速に動作し、合成にかかった時間は約 5.7ms、フレームレートにして約 175FPS 以上であった。したがって、提案手法はリアルタイム性が必要なアプリケーション上での実用に全く問題ない速度で動作すると言える。

### Visibility-based blending の効果検証

Visibility-based blending では、背景の種類に関わらず、任意に定められた視認性（以下、target visibility,  $v_t$  とする）で仮想物体をブレンディングすることができる。また、ブレンディングパラメータは局所領域毎に最適化されるため、視認性が同一フレーム内においても均一に保たれる。以下、こうした効果が実際に認められるか確認していく。

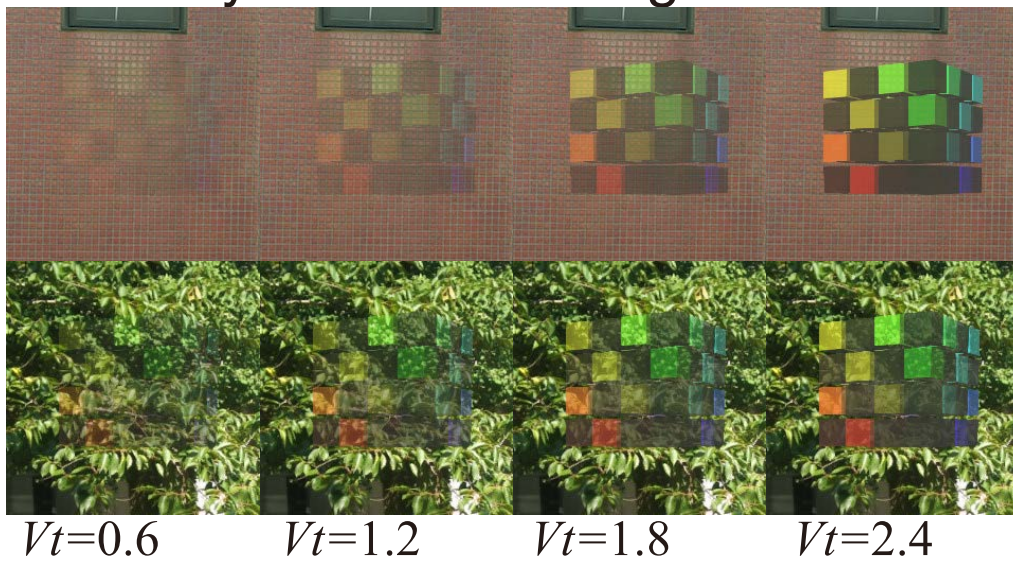
まず、背景に関わらず視認性が操作できることを示すため、visibility-based blending を用いて、2 つの異なる背景画像上に 4 種類の視認性レベル ( $v_t=0.6, 1.2, 1.8, 2.4$ ) で仮想物体を合成した。背景画像には、比較的滑らかなテクスチャを持つものと、高コントラストのテクスチャを持つものを選んだ。比較のため、全く同じ条件で、アルファブレンディング



を用いて合成を行った結果も作成した。アルファブレンディングでは、4つの異なる $\alpha$ 値 ( $\alpha = 0.2, 0.4, 0.6, 0.8$ ) を用いた。

2つのブレンディング手法による合成結果を図 2.15 に示す。Visibility-based blending の結果では、target visibility( $v_t$ )が増えるに従い、視認性が概ね一定の割合で高くなっていくことがわかる。また、背景の種類に関わらず、同じ target visibility で合成した画像同士は視認性がよく似ている。一方、アルファブレンディングで合成した結果では、 $\alpha$  値が線形に上昇しても視認性の増え方は一定でない。また、 $\alpha$  値が同じであっても、背景によって視認性が大きく異なっており、高コントラストのテクスチャを持つ背景画像上では、視認性が明らかに低くなっている。

## A Visibility-based blending



## B Alpha blending

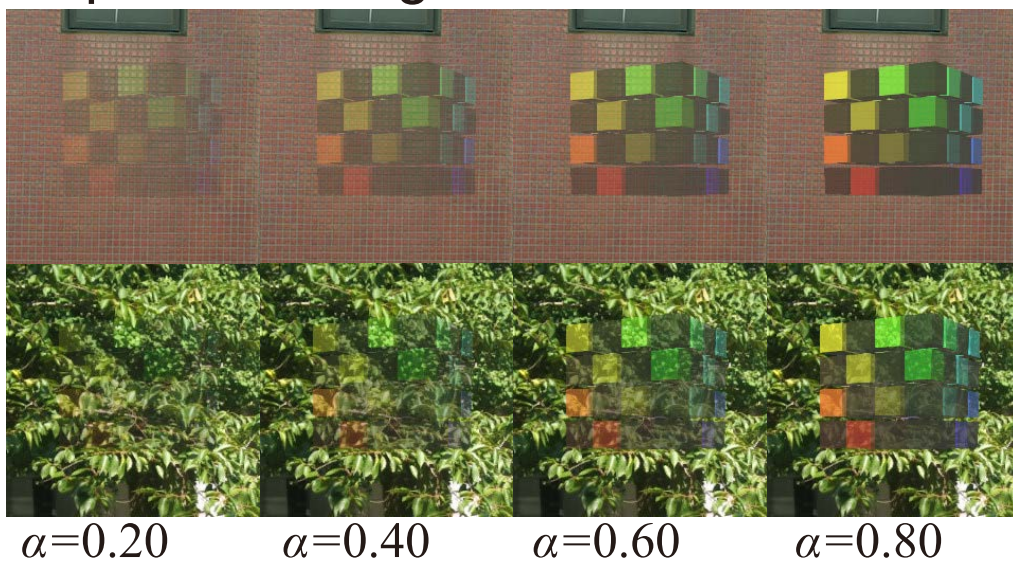


図 2.15 合成結果の比較. (A) Visibility-based blending による合成結果. (B) アルファブレンディングによる合成結果.

次に、visibility-based blending が均一な視認性で仮想物体を呈示できることを確かめる。図 2.16 に、複数の現実風景画像上に仮想物体（キューブ又は建物のモデル）を合成した結果を示す。左列の結果は visibility-based blending、右列の結果はアルファブレンディングによるものである。Visibility-based blending では  $v_t=1.5$  とし、アルファブレンディングでは  $\alpha$

=0.3 として一律に合成を行った。アルファブレンディングの結果では、背景画像の明るさや構造、テクスチャに依存して、領域毎に視認性が大きく変動しているが、visibility-based blending では、どの部分でも概ね一定の視認性が保たれている。

## Visibility-based blending

## Alpha blending

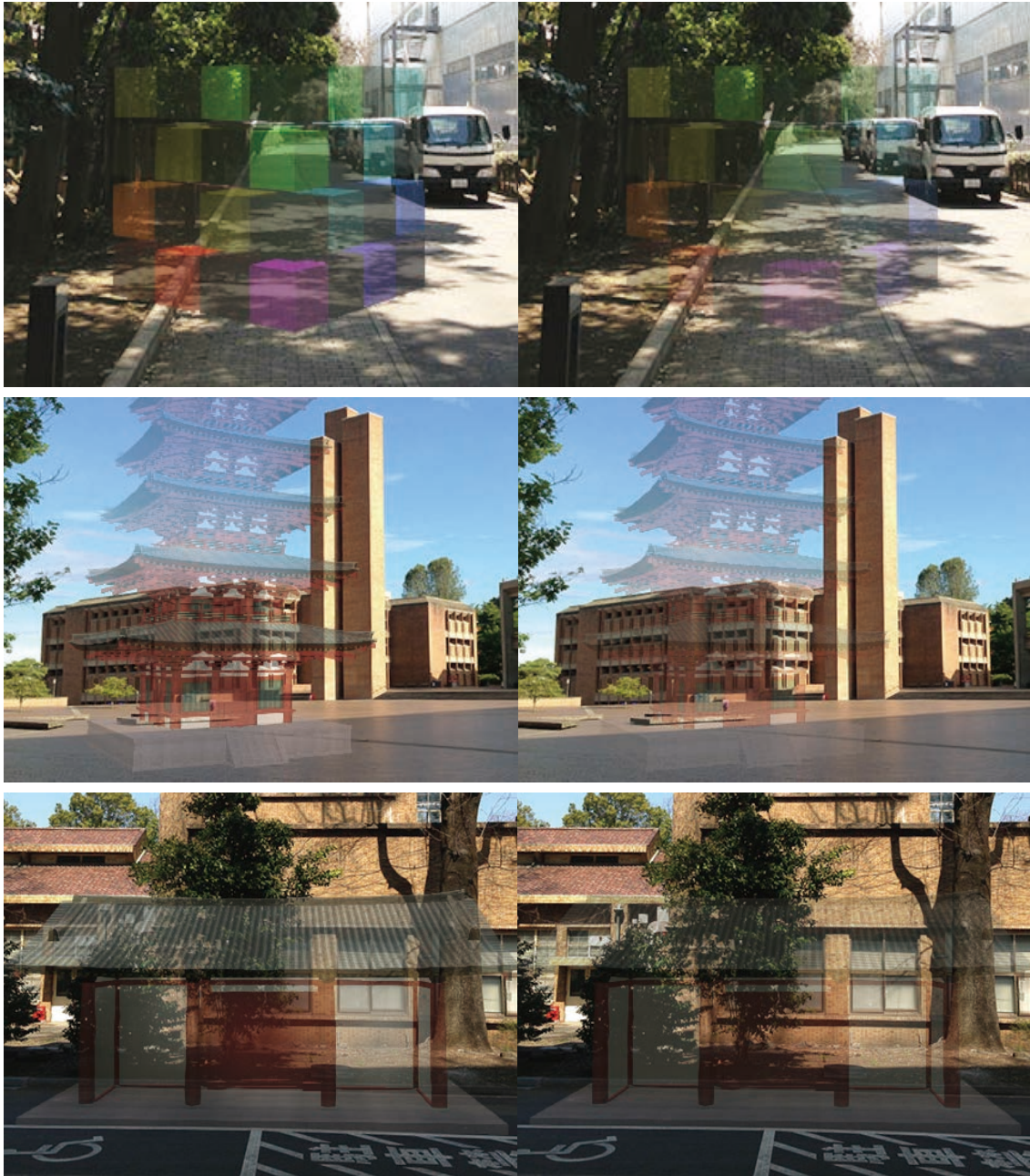


図 2.16 Visibility-based blending の結果（左）と alpha blending の結果（右）。

## Visibility-enhanced blending の効果検証

Visibility-enhanced blending では、オプティカルシースルー型のデバイス上に呈示された仮想物体の視認性が、予め定められた水準(target visibility)を下回る領域を自動的に判定し、その領域の明るさを引き上げることで視認性を向上させる。ここでは、こうした効果が実際の場面で機能するかどうか確認する。

まず、AR/MR シーンの網膜上における像が正しく再現されているという前提が成り立っているという理想的な条件下で、visibility-enhanced blending が機能することを確かめた。このために、ハーフミラー式のオプティカルシースルー型デバイスを通した見えをコンピュータ上でシミュレートし、その再現画像が網膜上の画像と同一であるという仮定をおいた。シミュレーションは、現実風景画像と仮想物体を黒色背景上に描画した画像を式 2.8 に従ってブレンドングすることで行った。ここで、式 2.8 の  $I_1$  と  $I_2$  は、リニアライズされた RGB 色空間上の仮想物体画像と現実風景画像をそれぞれ表す。  $\alpha$  は、デバイスから出力された光の、現実風景から入射する光に対する相対的な強さを表す。この実験では  $\alpha=0.5$  とした。また target visibility は  $v_t=1.5$  とした。

図 2.17A に実験結果を示す。いずれの画像も、現実風景画像上に仮想物体（キューブあるいは建物のモデル）が合成されている。左列の画像は visibility-enhanced blending を用いた場合の再現結果を、右列の画像は提案手法を用いなかった場合の再現結果である。提案手法を用いなかった場合、所々に仮想物体の視認性が低い領域が存在している。

Visibility-enhanced blending を用いた結果では、これら視認性の低い領域の明るさが引き上げられているのがわかる。



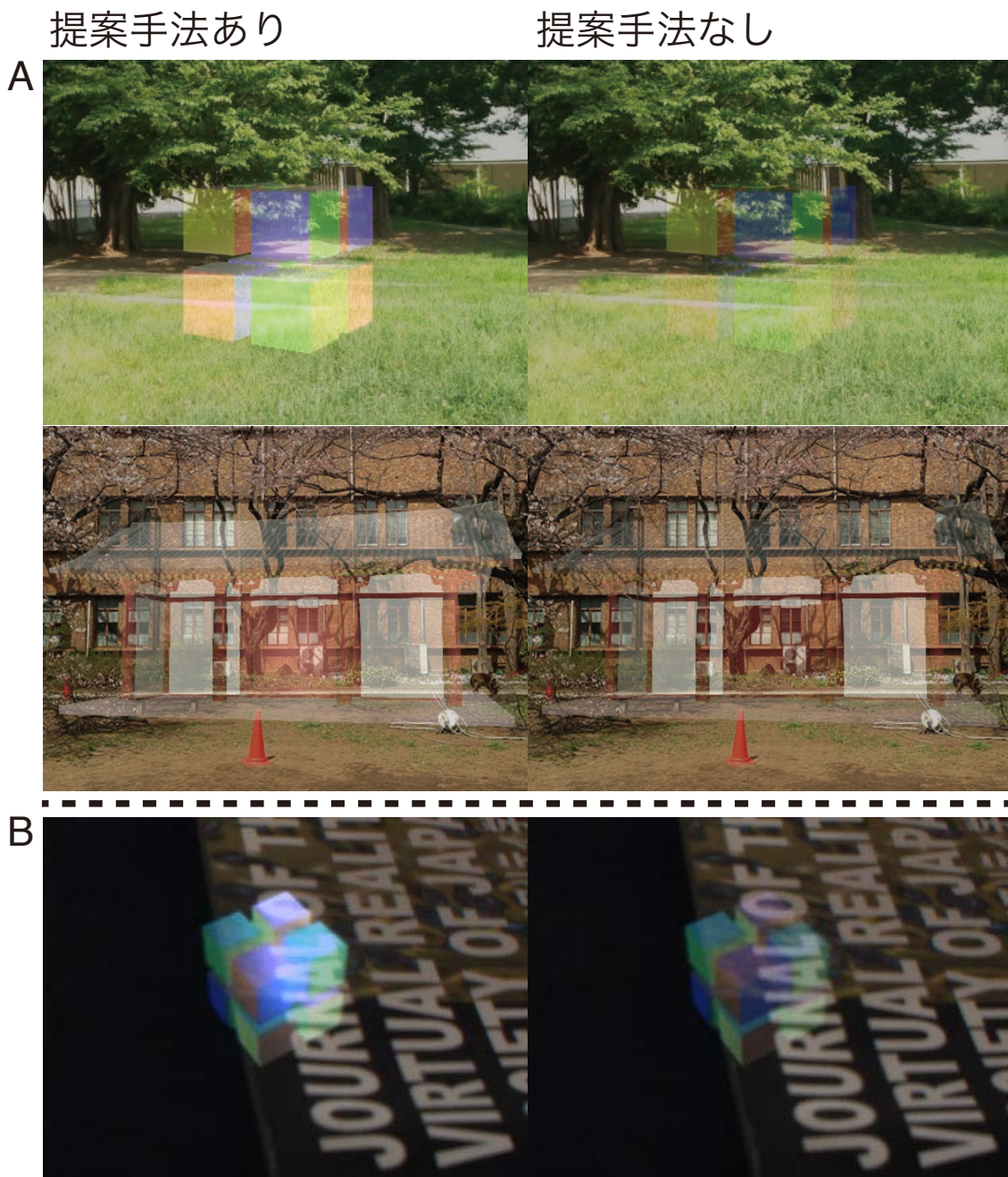


図 2.17 Visibility-enhanced blending を用いた場合の合成結果（左列）と用いなかった場合の結果（右列）. (A)コンピュータ上でオプティカルシースルー型デバイスを通した見えを再現した結果. (B)実際のオプティカルシースルー型デバイス上に仮想物体を呈示した結果.

次に、実際のオプティカルシースルー型のヘッドマウンテッドディスプレイ（MOVERIO BT-200, EPSON）を用いて実験を行った。現実風景画像の取得には Grasshopper2 (Point Gray Research)を用いた。この実験では位置合わせと光学的なキャリブレーションは手動で行い、

ディスプレイを通して直接見た時の見た目と、ブレンディングアルゴリズムに対する入力画像の見た目とが可能な限り一致するようにした。結果画像は、ブレンディング結果をデバイス上に呈示したものを、視点の位置から Grasshopper2 で撮影することで得た。

実験結果を図 2.17B に示す。左の画像は **visibility-enhanced blending** を用いた結果で、右の画像は **visibility-enhanced blending** を用いずそのまま呈示した結果である。シミュレーションの場合と同様、提案手法を用いた場合には、視認性が低い所でのみ明るさが効果的に引き上げられていることが分かる。

### 2.6.3. 考察

本節では、まず視認性予測モデルが様々なテクスチャ上に合成されたパターンの視認性を、正しく線形に予測可能であることを示した。次に、このモデルを利用したブレンディング手法が、想定した通りに高速かつ効果的に機能することが確かめられた。

ただし、本章で提案した手法にはいくつかの制限がある。まず、視認性予測モデルが正しく視認性を予測できる観察距離に制限があるという点が挙げられる。視認性予測モデルのパラメータは、ある一定範囲の観察距離から見た画像に対する主観評価結果に基づいて最適化されている。このため、それよりも近い距離や、遠い距離から見た時、あるいは画素密度が非常に高い、もしくは低い画像等に対しては、正しい予測が行える保証はない。この問題を解決するには、ユーザーの観察条件に基づいて、自動でコントラスト感度に関わるパラメータが調節されるようにする必要がある。

また、本章で用いた視認性予測モデルは、輝度情報のみを分析しており、色のコントラストについては考慮していなかった。第 2.6.1 節の実験で、輝度情報のみでも非常に高精度で視認性の予測が可能であることは示したが、輝度コントラストに対して等輝度色コントラストが非常に大きいような条件下では、うまく視認性を予測できないと考えられる。今後色コントラストを考慮したモデルを開発し、より幅広い状況に対応できるようにしていく必要がある。

**Visibility-based blending** は操作できる視認性の範囲に限界があり、完全に不透明に描画された仮想物体の視認性が、実質的な視認性の最大値となる。**Visibility-enhanced blending** の場合も同様に、明るさを最大とした場合の画像以上に視認性を向上させることはできない。この上限を撤廃するためには、仮想物体の存在を強調する別の画像を周りに表示し、この

画像を含めて視認性の調整を行う等の工夫が必要となるだろう。(これと同様の発想が、顕著性マップを用いた研究[22]で提案されている。)

Visibility-enhanced blending については、晴れた日の屋外環境など、現実風景からの光の強度が非常に強い場合には、どれだけ仮想物体の明るさを高めても視認性を十分に高めることができないという問題もある。これに対しては、例えば[59][60]に見られるように、適応的に外界からの光量を調節するというような、ハードウェアによる対策が必要となる。

また、visibility-enhanced blending では、単純に明るさを上げることで視認性を向上させるため、それに伴い仮想物体の色味が失われてしまうという問題もある。これを防ぐためには、色味が下がりすぎないように明るさの上限を設けるか、エッジを強調する等、全体の明るさを上げずに視認性を向上させるような工夫を行う必要がある。

## 2.7. まとめ

本章では、視認性予測モデルに基づいた2つのブレンディング手法を提案した。1つは visibility-based blending で、この手法ではブレンドする画像の視認性が予め定められた任意の水準となるよう、局所領域毎にブレンディング時の透明度が最適化される。もう1つはオプティカルシースルー型デバイスでの使用を想定した visibility-enhanced blending という手法で、これを用いると仮想物体の視認性を任意の水準まで引き上げることができる。

実験では、視認性予測モデルが適切に合成されたパターンの視認性を予測できることを確かめた。また、提案したブレンディング手法が共に、実際の場面で効果的に機能することを確かめた。提案手法は十分に高速に動作するため、AR/MR アプリケーション等で使われる画像トラッキング等の重い処理と併用してもインタラクティブ性を阻害することがなく、様々な場面で応用できると考えられる。

## 第3章 透明視知覚時の奥行き順序知覚モデルの推定

### 3.1. 本章の目的と位置づけ

前章で提案した visibility-based blending により，どのような背景であっても，一定の視認性で仮想物体を半透明描画することが可能となった．しかし第1章で述べた通り，単に半透明に表示するだけでは仮想物体は必ずしも前景物体の奥に見えるわけではない．本論文では，この原因に人の透明視知覚の性質が関わっていると考え，この性質を逆に利用することで問題の解決にあたる．具体的には，「コントラスト極性ルール」という透明視知覚の現象学的な分類に基づき，仮想物体が奥に見えやすくなるような透明視知覚が生じるように仮想物体のブレンディング方法を提案する．

#### 3.1.1. 透明視知覚の現象的な分類

人の透明視知覚は「コントラスト極性ルール」によって現象学的に2種類に分類できる [61][62]．このルールによると，知覚される透明視の種類は，2つのエッジが交差する"x-junction"のまわりの輝度変化の方向（コントラスト極性）によって決まる(図 3.1)．

例えば，図 3.1A のパターンにみられる x-junction では，水平方向のエッジに沿うとコントラスト極性（矢印の方向）が反転するが，垂直方向のエッジに沿うとコントラスト極性は保たれる．このように，コントラスト極性が片方のエッジでのみ保たれるパターンでは半透明に知覚される面は決まっており，この場合左下の正方形（面  $pq$ ）が半透明で，かつ手前に存在しているように見える．このため，こうしたパターンによって生じる透明視は unique transparency と呼ばれる．

一方，図 3.1B の x-junction では，水平方向と垂直方向のどちらのエッジに沿ってもコントラスト極性は保たれている．このようなパターンでは，どの面が半透明に（かつ手前に）知覚されるかは曖昧になり，ある時は一方の面が手前に，またある時は別の面が手前に見える<sup>4</sup>．したがって，このパターンによる透明視は bistable transparency と呼ばれる．

最後に，図 3.2C では両方のエッジに沿ってコントラストが反転しているが，こうしたパターンでは透明視は生じない．

<sup>4</sup>ここでは図形的な制約（2つの面を囲む輪郭）により，面  $pq$  と面  $bq$  だけが半透明面として知覚されるが，こうした制約がなければ面  $ap$  や面  $ab$  も手前に知覚される可能性がある．



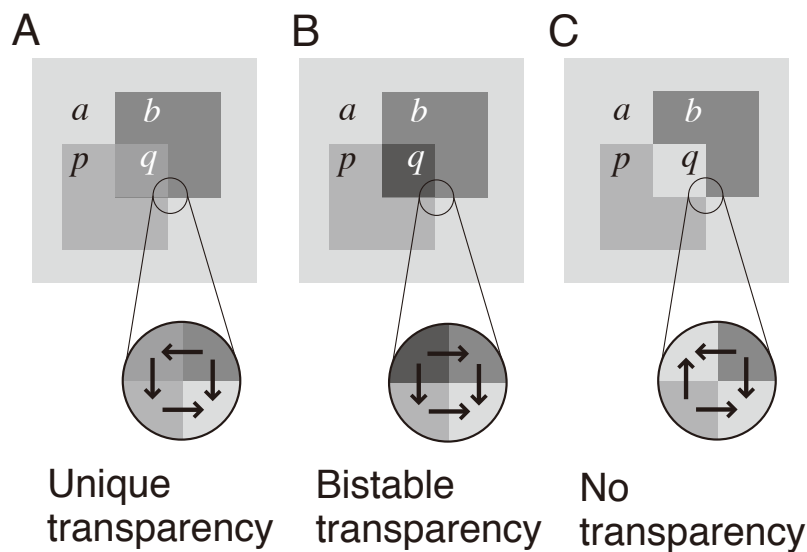


図 3.1 Adelson-Anandan-Anderson のコントラスト極性ルール. 透明視知覚は x-junction を構成するエッジのコントラスト極性によって現象学的に分類できる. (A)コントラスト極性が一方のエッジでのみ反転する時は, 左下の正方形 (面  $pq$ ) が手前に存在しているように見える(unique transparency). (B)コントラスト極性が両方のエッジで保たれる時は, どの面が手前に見えるかは不定となる(bistable transparency). (C)コントラスト極性が両方のエッジで反転する時は透明視知覚が成立しない.

### Unique transparency による遮蔽矛盾感

コントラスト極性ルールをふまえて図 1.4 をみると, 仮想物体の輪郭と前景領域の輪郭がなす x-junction において, unique transparency を生じる輝度パターンができていることがわかる. すなわち, 仮想物体を半透明に描画した時, それが前景領域より手前にあるように見えてしまうのは, unique transparency を生む輝度パターンをつくってしまうことが一因であると考えることができる.

では, 逆に前景領域が常に手前に見えるような unique transparency を生む輝度パターンをつくることはできないだろうか. この輝度パターンをつくるには, 図 3.2 のように, 前景-背景境界のコントラスト極性が仮想物体外部と仮想物体内部とで反転するように合成を行わなければならない. しかし, これを達成するには前景領域と背景領域の輝度を非常に正確に推定しなければならない. そのためには結局, 正確な前景情報が必要となってしまう. したがって, unique transparency を利用する方法は精度の高い前景情報が得られない条件を

想定している本論文の問題設定にそぐわない。

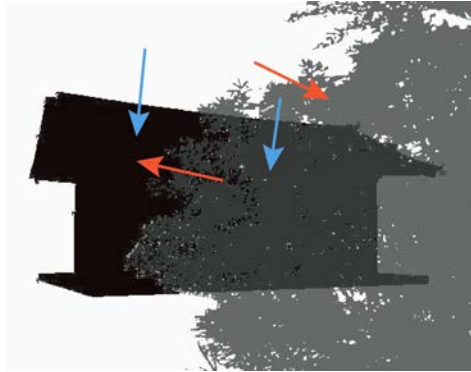


図 3.2 前景領域が常に手前に見えるような **unique transparency** が生じる輝度パターン. 前景領域の正確なセグメンテーションを前提としなければ, こうした輝度パターンを作るのは難しい.

### Bistable transparency の利用

そこで, 本論文では **unique transparency** ではなく, **bistable transparency** の利用を考える. **Bistable transparency** パターンはコントラスト極性の反転を伴わないため, 前景-背景境界が分からなくても容易に作ることが可能である. **Bistable transparency** はその性質上, 前景領域が確実に手前に見えることを保証するものではない. しかし, 「仮想物体が手前にしか見えない状況」を防ぎ, 遮蔽矛盾感を抑制することは十分可能であると考えられる. また, 後述するように **bistable transparency** が生じたときの奥行き順序知覚をコントロールすることができれば, 非常に有用なブレンディング方法となり得る.

### 3.1.2. 本章の目的

コントラスト極性ルールによると, **bistable transparency** では「どの面が手前に知覚されるか」は単に曖昧であるとされていた. しかしこのことは, 「いずれの面も等確率で手前に知覚され得る」ということを意味する訳ではない. 実際に, **bistable transparency** に該当するパターンにおいても, 特定の面が手前に知覚されやすいような条件も認められる (図 3.3).

仮想物体が前景領域の奥に見える可能性を最大限大きくするためには, こうした **bistable transparency** パターンにおける奥行き順序知覚を予測できることが望ましい. したがって本章では, 心理物理学的な実験を行い, **x-junction** まわりの輝度が与えられた時に「一方の面

が手前に知覚される確率」が得られるような知覚モデルを同定することを目的とした。

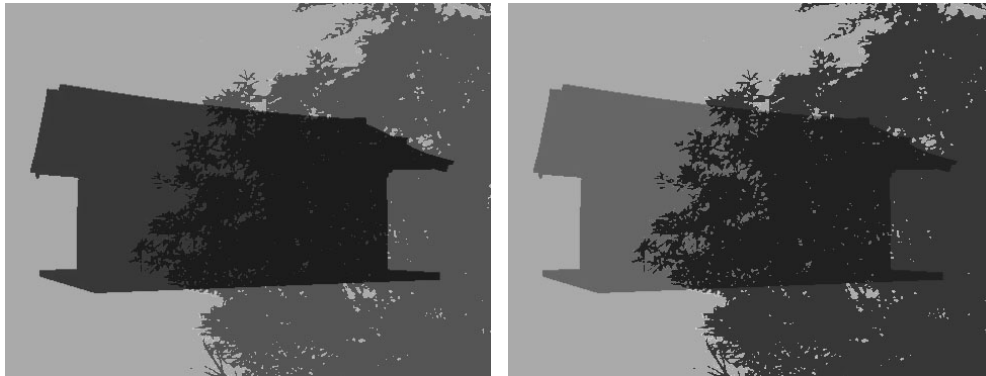


図 3.3 輝度による bistable transparency パターンの奥行き順序知覚の変化. 左の画像よりも、右の画像の方が仮想物体（建物の輪郭で囲まれた領域）が奥に見えやすい。

## 3. 2. 関連研究と問題設定

本章ではこれまでに行われてきた関連研究の結果を踏まえ、仮説を立てて検証を行うという形でモデルの推定を行う。以下では、まず関連研究とそれらが示唆する奥行き順序知覚に影響する要因について述べ、その後に本研究で検証する事項を説明する。

### 3. 2. 1. 関連研究

透明視知覚時の面の奥行き順に影響を与える要因は、各領域の輝度の値という光学的な要因と、各領域を区切る輪郭の形状という図形的な要因に分けることができる。以下では、これら2つの要因それぞれに関して、過去の研究で調べられてきた事柄について述べる。

#### 光学的要因

透明視知覚研究では、透過度や反射率を変数として持つ半透明面を想定した光学的なモデルを用いて、ヒトの知覚が逆光学を正確に解いた結果とどれくらい合致するか調べるという試みがしばしばなされてきた。こうした研究により、特に半透明面の透過度の知覚量が、物理的なモデルから計算された透過率とよく一致するということが知られている[63][64][65][66][67][68][69]。また、コントラスト極性ルール自体も光学的に妥当なものであることが示されている[61][70]。

したがって、bistable transparency 図形を見たときの奥行き順序知覚も、物理光学に基づい

た計算モデルによって説明可能であるかもしれない。この仮説を支持する研究として Koenderink らの研究[71]が挙げられる。Koenderink らは、図 3.4 のようなパターンを用い、各領域の輝度を様々に変えつつ、面 PQ, AP, BQ, AB の4つのうちどの面が手前に知覚されるかを調べた。その結果、多くの試行において、被験者の回答は光学的に妥当な解釈と合致するものであった。しかしながら、Koenderink らの研究では、その知覚が生じる確率を予測するようなモデルは提起されなかった。例えば、bistable transparency パターンでは物理光学的に妥当な2つの異なる解釈が存在する場合があるが、それぞれの解釈を人の視覚系がどのような基準で選択するのかは検証されていない。

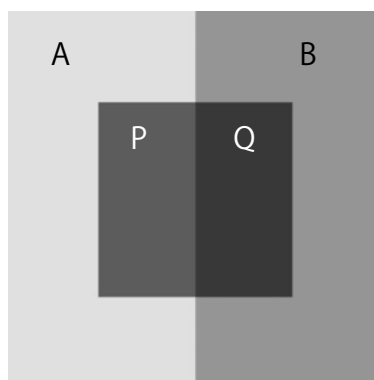


図 3.4 Koenderink らが使用した刺激の例。

一方で、bistable transparency 図形の奥行き順序知覚が、必ずしも物理光学的な制約に従わないとする研究もある。Beck ら[72][73]や Kitaoka[70]は、透明視図形に対する解釈が、しばしば物理光学的な制約に矛盾することを示した。また、彼らの研究と Oyama ら[74]の研究では、「隣り合う領域間の明るさの差」が透明視図形の解釈において重要な基準となることが示唆された。ここで、「明るさ」は物体表面の反射率の心理量に相当し、物理量である輝度を非線形に変換したものとして定義される。これらの研究では、明るさの差がより小さいような隣接する2領域から成る面が、半透明面として手前に知覚されやすいという傾向が見られた。したがって、bistable transparency 図形に対する奥行き順序知覚は、物理量や光学的制約に基づく計算によって決まるのではなく、それを近似したものか、あるいは独自の単純な基準によって決定されるのかもしれない。

本研究と同様、bistable transparency 図形の奥行き順序知覚のモデル化を試みた研究もある。Delogu ら[75]は、図 3.5 のような図形の各領域の輝度を独立変数として操作し、「円が四角

形よりも手前に見える確率」を実験で推定した。そして得られた結果から、奥行き順序の知覚確率を予測できるようなモデルを提案した。彼らのモデルは具体的には以下のようなものであった。

$a, b, p, q$  を図 3.5 において対応するそれぞれの領域の明るさを表すものとする、

- (i)もし  $lp-ql+lp-al < lb-ql+lb-al$  なら、円  $pq$  が手前に見える
- (ii)もし  $lp-ql+lp-al > lb-ql+lb-al$  なら、四角形  $bq$  が手前に見える
- (iii)もし  $lp-ql+lp-al = lb-ql+lb-al$  なら、円  $pq$  が手前に見える確率は  $lb-ql-lp-ql$  の大きさに比例する

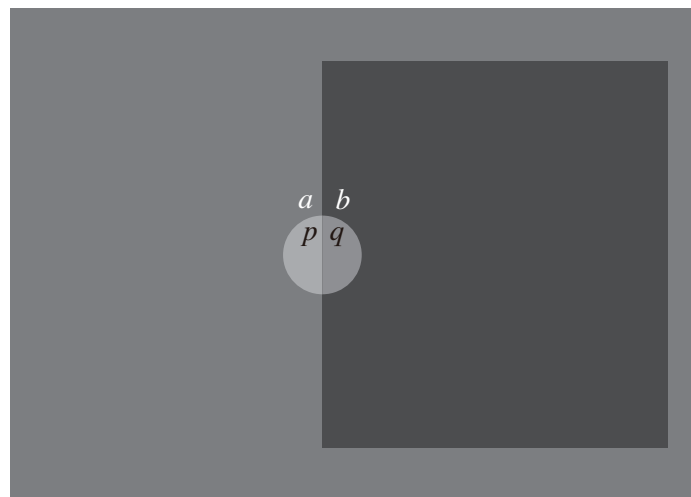


図 3.5 Delogu らが実験で用いた刺激の例.

Delogu らのモデルは大きく 2 つの段階に分けることができる。まず第 1 段階において、視覚系は  $lp-ql+lp-al$  と  $lb-ql+lb-al$  という 2 つのコントラストの和の大きさを比べる。この部分は Anderson[76] が提唱した transmittance anchoring principal (TAP) に基づいている。TAP は「コントラストサイズは異なるがコントラスト極性は同一であるような 2 つのエッジが繋がっている時、コントラストの大きい方のエッジを含む領域が地のパターンとして知覚され、コントラストの小さい方のエッジを含む領域は地のパターンを覆う半透明面のように知覚される」というものである。TAP を図 3.5 に当てはめると、 $lp-ql < lb-al$  ならば円  $pq$  が半透明面として（手前に）知覚され、 $lp-al > lb-ql$  ならば四角形  $bq$  が半透明面として知覚されると考えられる。この 2 つを組み合わせると、「 $lp-ql+lp-al < lb-ql+lb-al$  ならば円  $pq$  が手前に見え、逆であれば四角形  $bq$  が手前に見える」という関係が導かれる。

Delogu らは、 $|p-q|+|p-a|$ と $|b-q|+|b-a|$ が釣り合う条件でも円が手前に見える確率が必ずしも50%にはならなかったことから、この場合には別の基準が奥行き順序知覚に影響していると考えた。実験で得られたデータから、彼らは「2つの面が共有する領域  $q$  に対するコントラスト」に着目し、もう1つの基準を「円  $p$   $q$  が手前に見える確率が $|b-q|-|p-q|$ に比例する」という形でモデル化した。これは、隣接する領域間のコントラストが小さい程、その2つの領域から成る面が手前に見えやすいという[72][70][74]が見いだした傾向と一致している。

しかしながら、Delogu らがモデルを同定するのに使用した刺激数は、20個という比較的少ないものであった。これは、 $a, b, p, q$ の4つの領域の輝度を独立に操作した場合にとり得る膨大な組み合わせからすれば、非常に限られた数であるといえる。例えば、2つの面が重なっている bistable transparency 図形は、そのコントラスト極性から分類すると図 3.6 にあるような3つのタイプに分けられるが、Delogu らはこれらのうちタイプ2のパターンしか用いていなかった。また、彼らは背景である領域  $a$  の輝度は変数として操作せず、全て同じ大きさの輝度を用いていた。こうした理由から、彼らのモデルがあらゆる bistable transparency 図形に適用できるかという点については疑問が残る。

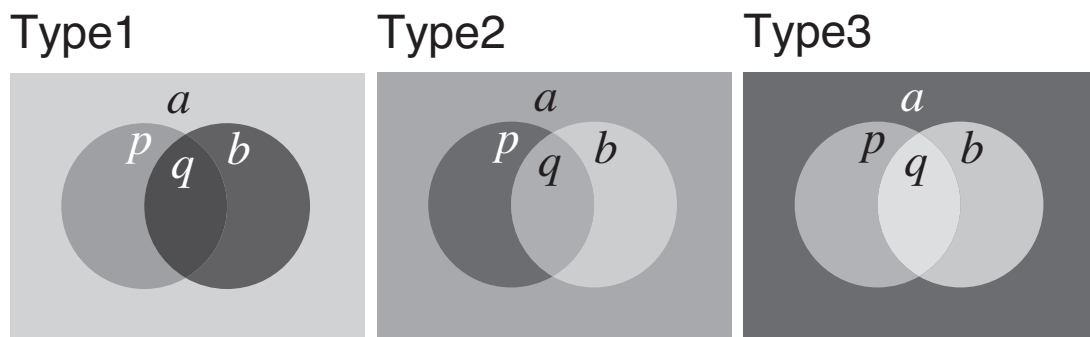


図 3.6 Bistable transparency 図形に属する3つのタイプ

実際に、Delogu らのモデルでは説明できない奥行き順序知覚の傾向も存在する。図 3.7 の2組の bistable transparency 図形は、領域  $q$  の輝度だけが互いに異なっている。このとき、多くの人にとっては、右側の図形の方が、左の円が奥に見えやすく感じるはずである。しかし、Delogu らのモデルはこの傾向を説明できない。彼らのモデルでは、まず $|p-q|+|p-a|$ と $|b-q|+|b-a|$ の大きさを比べるが、絶対値記号を外して計算を行うと、図 3.7 のどちらの図形に

についても $|p-q|+|p-a|=|b-q|+|b-a|$ が成り立つ<sup>5</sup>。よって次に $|b-q|-|p-q|$ の値を比べることになるが、これも絶対値記号を外すと単に「 $b-p$ 」となってしまう、 $q$ の輝度のみが異なっている2つの図形の間では、奥行き順序知覚の違いを説明することができない。同様のことはタイプ3の図形についても言える。一般に、タイプ1あるいはタイプ3に属し、かつ領域 $q$ の輝度のみが互いに異なる2つの bistable transparency 図形間で奥行き知覚順序に差が見られた場合、それは Delogu らのモデルでは説明ができなくなる。

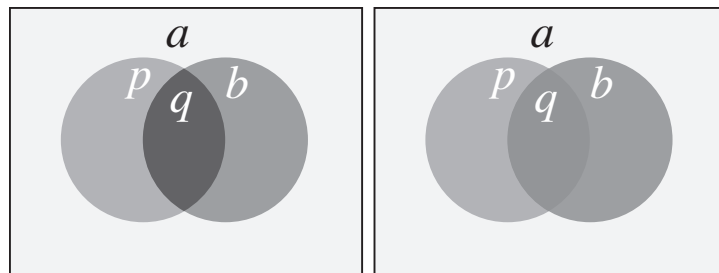


図 3.7 Delogu らのモデルで説明できない奥行き順序知覚。2つの図形は、領域 $q$ の輝度だけが異なっている。Delogu らのモデルの予測に従えば、「左の円が手前に見える確率」はどちらも同じになるはずである。しかし実際には、右の図形の方が左の図形に比べ「左の円が手前に見える確率」は小さい(実験の結果、左の図形は49%、右の図形は22%であった)。

### 図形的要因

透明視図形の解釈には、領域毎の輝度だけではなく、輪郭の形状のような図形的な要因も影響する。例えば Koenderink ら[71]の研究では、図 3.4 の面 AB が「中心に穴が空いた半透明面」として手前に知覚されることは、例えそれが光学的に妥当な解釈であっても非常に稀であるということがわかった。これは、閉じた輪郭があったとき、その輪郭に囲われた内側を図、外側を地として知覚する視覚系の傾向を反映していると考えられる。また Beck ら[73]や Kitaoka[70]の研究でも、視覚系が図形的な制約を優先し、物理光学的な制約に反する解釈を行うことがあることが示された。Delogu ら[75]が実験で用いた刺激(図 3.5)では、「円状に切り抜かれた穴のある半透明面  $ab$ 」や、「四角く切り抜かれた穴のある半透明面  $ap$ 」が手前にあるとする解釈もあり得るが、彼らの奥行き順序知覚モデルは「円が手前」か「四角形が手前」の2種類の知覚のみを予測するものであった。これも、図形的な制約によりその2種類以外の知覚がほとんど生じないと想定されていたからであると考えられ

<sup>5</sup>一般に、あらゆるタイプ1およびタイプ3の bistable transparency 図形について $|p-q|+|p-a|=|b-q|+|b-a|$ が成り立つ。

る。

### 3.2.2. 検証する事項

上で挙げた2つの要因のうち、本章の研究では光学的要因のモデル化に焦点を当て、光学的要因と図形的要因の交互作用等は調査の対象外とした。これは、本論文では最終的に仮想物体と現実の遮蔽物が重なったようなパターンに対して奥行き順序知覚モデルを適用することを想定しているためである。こうした場面では図形的な制約が常に強力に働き、仮想物体と遮蔽物のどちらかが手前でどちらかが奥という形で知覚は2極化されると予想される。したがって、本章の実験では Delogu らの研究と同様に、予め図形的制約によって解釈が2種類に限られるようなパターンを用いた。具体的には、2つの対称な円が部分的に重なっているパターン（図3.6）を使い、各領域の輝度が与えられたときに「左の円が右の円よりも手前に見える確率」を予測するような知覚モデルを見いだすことを目的とした。この際、関連研究を踏まえて以下の2つの光学的要因を検証しつつモデルの推定を行っていく。

#### 共有領域 $q$ に対するコントラストの差の知覚量と奥行き順序知覚の関係

Beck ら[72], Kitaoka[70], Oyama ら[74], Delogu ら[75]の研究ではいずれも、隣り合う領域同士のコントラストが小さいほど、それらを含む面が半透明面として手前側に知覚されやすくなるという傾向を示している。しかしながら、Delogu らのモデルでは、図3.7のように領域  $q$  の輝度のみが異なる刺激間の奥行き順序知覚の違いを説明できなかった。

この原因は、明るさの差の単純な差分 $|b-q|-|p-q|$ を「コントラストの差の知覚量」として用いたためであるかもしれない。人の視覚系は、コントラストが小さい時はコントラストの変化量を過大評価し、コントラストが大きい時はコントラストの変化量を過小評価する傾向がある。この傾向を考慮すると、 $pq$ 間のコントラストと、 $bq$ 間のコントラストの差の知覚量は以下の式に従う。

$$\rho = \frac{|b-q|-|p-q|}{|b-q|+|p-q|} \quad (3.1)$$

この式を用いると、図3.7の右の図形は、左の図形に比べて  $\rho$  の値がより小さくなるため、奥行き順序知覚の違いが説明できるようになる。本研究ではまず、この  $\rho$  が「左の円が手



前に見える確率」に比例するというモデルを検証する。

### 物理光学的な制約と奥行き順序知覚の関係

Koenderink ら[71]の研究では、透明視図形の解釈が物理光学的な制約と矛盾しないという結果が得られた。したがって、視覚系が物理光学的な制約を積極的に奥行き順序判断の基準として取り入れている可能性もある。もしそうであれば、一方の解釈が物理光学的制約に矛盾し、もう一方が物理光学的制約に沿う場合、奥行き順序判断は後者の方に偏ると考えられる。この場合、物理光学的制約による影響をモデルに加える必要がある。

ここで、物理光学的制約としてどのようなものが考えられるか具体的に述べておく。まず、物理光学的制約を導くに当たり、半透明面の物理的なモデルを考える。半透明面の物理モデルとして最も有名なのは Metelli[77][78][79]が提案したエписコティスターモデルであるが、ここではそれを改良した Gerbino のモデル[80][63]を取り上げる。このモデルでは、図 3.8A のように、半透明な面が不透明なパターンの上に重なっている状況を想定する。

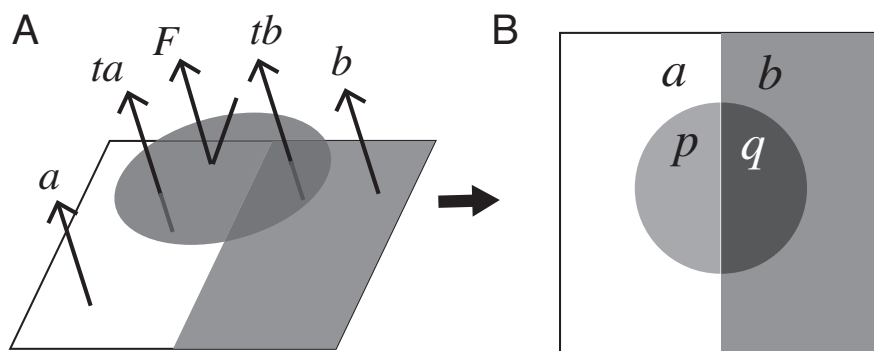


図 3.8 Gerbino が用いた物理モデル. 透明視知覚を生じる二次元パターン(B)上の各領域の輝度を、領域  $a$ ,  $b$  の輝度と半透明面の透過率  $t$  と半透明面上で反射される輝度  $F$  を用いて表す。

図 3.8 において、 $a$ ,  $b$  はそれぞれ領域  $a$ , 領域  $b$  から反射される輝度を表し、 $t$ ,  $F$  はそれぞれ半透明面の透過率と半透明面上で反射される輝度を表す。すると、領域  $p$  の輝度と領域  $q$  の輝度はそれぞれ

$$p = ta + F \quad (3.2)$$

$$q = tb + F \quad (3.3)$$

のように  $a, b, t, F$  を用いて表すことができる。これらの式を  $t, F$  について解くことにより、 $t$  と  $F$  を 4 つの領域の輝度  $a, b, p, q$  を用いて

$$t = \frac{p-q}{a-b} \quad (3.4)$$

$$F = \frac{aq-bp}{a-b} \quad (3.5)$$

と表すことができる。

式 3.3 と 3.4 から、面  $pq$  が手前に存在する半透明面であるときに、輝度  $a, b, p, q$  が満たすべき以下の 3 つの制約を導くことができる。

- (1)  $a > b$  なら  $p > q, a < b$  なら  $p < q$ .
- (2)  $|a - b| \geq |p - q|$ .
- (3)  $a > b$  なら  $aq > bp, a < b$  なら  $aq < bp$ .

(1)は、透過率  $t$  は 0 より大きいという物理的制約から導くことができ、「半透明面の下に透けて見える背景領域のエッジのコントラスト極性が、半透明面の外側から直接見えるエッジのコントラスト極性と一致していなければならない」というコントラスト極性を縛るルールである。(2)は、透過率  $t$  は 1 以下でなければならないという物理的制約から導かれるコントラストサイズを縛るルールである。(3)は、半透明面で反射される輝度  $F$  は負の値にはならないということから導かれるルールである。

上に挙げた(1)-(3)は、面  $pq$  が手前にあると仮定した場合に導かれる制約であり、他の面、例えば面  $bq$  が手前にあるとした場合に輝度  $a, b, p, q$  が満たすべき関係は以下のようになる。

- (1)  $a > p$  なら  $b > q, a < p$  なら  $b < q$ .
- (2)  $|a - p| \geq |b - q|$ .
- (3)  $a > p$  なら  $aq > bp, a < p$  なら  $aq < bp$ .

同様に、面  $ab$  や面  $ap$  が手前にあると仮定した場合の制約も定義できる。これらの制約を

考えると、輝度  $a, b, p, q$  が与えられたときに、 $pq, bq, ab, ap$  の各面が手前にあるとする解釈がそれぞれ光学的に矛盾するか否かがわかる。

ここで注意すべき点は、**bistable transparency** 図形においては、これら3つの制約を全て満たす単一の解釈が存在しないということである。**Bistable transparency** 図形の場合、コントラスト極性は常に保存されているため、どの面が手前にあると仮定しても制約(1)は満たされる。一方、制約(2)や(3)が満たされるか否かは実際の輝度の値に依存する。例えば、輝度の組み合わせが  $(a, b, p, q) = (90, 30, 50, 20)$  のときは、面  $pq$  や面  $bq$  が手前にあると仮定した場合は制約(2)(3)の両方が満たされるが、面  $ap$  や面  $ab$  が手前にあると仮定した場合は逆にどちらの制約も満たされない。輝度の組み合わせが  $(a, b, p, q) = (90, 40, 30, 10)$  のときは、面  $pq$  や面  $bq$  が手前にあると仮定した場合、制約(2)は満たされるが制約(3)は満たされず、面  $ap$  や面  $ab$  が手前にあると仮定した場合、制約(3)は満たされるが制約(2)は満たされない。このように、**bistable transparency** 図形では、2つの解釈が同時に光学的制約に矛盾せず成り立つか、あるいは全ての解釈が光学的制約に矛盾してしまう。

したがって、本章で扱う刺激は、光学的制約という観点から以下の5つに分類することができる。

- ・「面  $pq$  が手前」と「面  $bq$  が手前」の2つの解釈が成り立つ条件 ( $pq \ \& \ bq \ \text{valid}$ )
- ・「面  $pq$  が手前」と「面  $ap$  が手前」の2つの解釈が成り立つ条件 ( $pq \ \& \ ap \ \text{valid}$ )
- ・「面  $bq$  が手前」と「面  $ab$  が手前」の2つの解釈が成り立つ条件 ( $bq \ \& \ ab \ \text{valid}$ )
- ・「面  $ap$  が手前」と「面  $ab$  が手前」の2つの解釈が成り立つ条件 ( $ap \ \& \ ab \ \text{valid}$ )
- ・全ての解釈が成り立たない条件 (**all invalid**)

ただし実際には図形的制約により、可能な解釈は「面  $pq$  が手前」と「面  $bq$  が手前」の2つに限られると考えられる。このため、 $pq \ \& \ ap \ \text{valid}$  条件では「左の円(面  $pq$ )が手前」の解釈のみが、 $bq \ \& \ ab \ \text{valid}$  条件では「右の円(面  $pq$ )が手前」の解釈のみが唯一可能な解となり、 $ap \ \& \ ab \ \text{valid}$  条件や **all invalid** 条件では全ての解釈がいずれかの制約に反することになる。

本研究では、得られたデータをこれら5つのグループに分けて解析を行うことで、奥行き順序知覚が物理光学的制約に基づくか否かを調べる。

### 3.3. 実験方法

本節では、実験方法について詳しく述べる。

#### 3.3.1. 実験参加者

実験目的について知らない 12 名の男女（22-42 歳）が実験に参加した。全員とも、視力または矯正視力は正常であった。

#### 3.3.2. 実験装置

刺激は暗室中の CRT モニタ（Sony Trinitron Multiscan CPD-17SF9, 17 インチ, 1024 x 768 pixels, リフレッシュレート 75Hz, 平均輝度 44.6 cd/m<sup>2</sup>）上に呈示した。参加者は顎台で頭を固定し両眼で刺激を観察した。観察距離は 86cm であった。

#### 3.3.3. 実験刺激

刺激は直径が視角 5.1 度の 2 つの円から成っていた。2 つの円は、画面の両端に現れると同時に中心に向かって運動を開始し、円の中心が画面の中心から 0.63 度離れた地点に到達した時点で進路を反転し、出現地点に戻った所で消えるようになっていた（図 3.9 参照）。このように運動させた理由は、局所的な順応の影響を小さくするためと、[75]の研究で運動により回答の一貫性が増すことが示唆されていたためである。

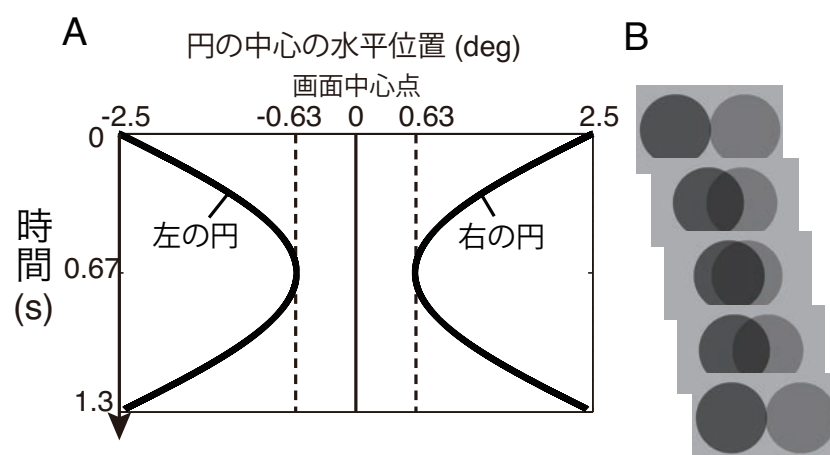


図 3.9 刺激呈示の流れ。(A) 2 つの円の動きの時空間プロット。曲線は画面の中心に対する円の中心の相対位置を表す。(B) 時空間プロット中のいくつかの地点における実際の刺激の様子。

2つの円が重なったとき、刺激中には4つの領域  $a$  (背景領域) ,  $b$  (右の円の一部) ,  $p$  (左の円の一部) ,  $q$  (2つの円が共有する領域) ができる。実験で使われた全ての輝度の組み合わせ( $a-b-p-q$ )は、付録 B の表 B.1 に載せた。刺激数は全部で 562 個であった。これらの輝度の組は、bistable transparency 図形の定義を満たしつつ、各領域の輝度が明るさの軸上でなるべく独立かつ一様に分布するよう生成した。図 3.6 における分類に従うと、562 個あった刺激のうち 180 個はタイプ 1、208 個はタイプ 2、174 個はタイプ 3 に属していた。

### 3.3.4. 実験手順

各試行の最初に、まず2つの円から成る刺激が1.3秒間呈示された。その後、画面中心に固視点のみが表示され、その間に観察者はタスクにボタン押しで回答した。タスクは「左の円が右の円に対して奥に見えたか手前に見えたか」を判断するものであった。ただし、この2種類以外の知覚が生じた場合、観察者は試行を3番目のボタンを押してキャンセルよう教示されていた。観察者がボタンを押すと、すぐに次の試行が開始された。

背景輝度が突然切り替わることにより刺激の視認性が低下するのを防ぐため、回答時の画面の背景輝度は次の試行の刺激の背景領域( $a$ )の輝度を用いた。ただし、各セッションの最後の試行の回答画面では、直前に呈示した刺激の背景領域の輝度をそのまま用いた。

1つのセッションでは、562個の刺激のうち281個がランダムに選ばれ、それらがランダムな順で呈示された。残りの281個の刺激は次のセッションでテストされた。各観察者は全部で6セッション分実験を行った。このため1つの刺激に対し、12人分を合わせて36回分の回答が集められた。

## 3.4. 実験結果

観察者がキャンセルしなかった試行から、「左の円が手前に見えた確率」を刺激毎に算出した。各刺激の「左の円が手前に見えた確率」とキャンセル率は、付録 B の表 B.1 に載せた。全ての刺激に対するキャンセル率は平均 2.8%で、最大でも 22.2%であった。いずれの刺激についても「左の円が手前に見えた確率」を求めるのに十分な回答数が得られたため、以下の解析では 562 個全ての刺激のデータを用いた。

### 3.4.1. 共有領域 $q$ に対するコントラストの差の知覚量の効果

まず、奥行き順序知覚が共有領域  $q$  に対するコントラストの差の知覚量  $\rho$  (式 3.1) に従うとするモデルの検証を行った。この際、隣り合う領域間のコントラストの計算には、輝度の差ではなく明るさの差を用いた。

一般に、輝度から明るさに変換する際には以下の式 3.6 のような指数関数が用いられる。

$$l' = l^n \quad (3.6)$$

ここで、 $l$  は正規化された輝度の値（本論部では輝度を最大輝度  $89.2\text{cd/m}^2$  で割ったものを用いた）、 $l'$  は明るさの値を表す。指数  $n$  の大きさについては、 $1/3$  と定める研究が多いが [81][82]、 $1/2$  とする研究もみられる [83][84]。実際には最適な指数は呈示される輝度の範囲等の条件によって変動すると考えられるため、ここでは指数  $n$  は自由パラメータとしてデータにフィッティングする形で求めた。

モデルの検証は次のような手順で行った。まず、562 個の各刺激について、 $b, p, q$  各領域の輝度を式 3.6 に従って明るさに変換し、これを式 3.1 に代入して「共有領域  $q$  に対するコントラストの差の知覚量  $\rho$ 」を計算した。次にこれらの値に対して、実験で得られた「左の円が手前に見えた確率」をプロットした。その後、プロットされたデータに対し以下の式 3.7 で定義されるシグモイド関数をロジスティック回帰によりフィッティングし、指数  $n$  を求めると同時にフィッティングの誤差から定量的なモデルの予測精度を求めた。

$$y = \frac{100}{1 + e^{\frac{x-m}{s}}} \quad (3.7)$$

フィッティング結果を図 3.10A に示す。図中の太い灰色の曲線は、全データにフィッティングすることで得られたシグモイド関数である。ロジスティック回帰で得られたシグモイド関数の各パラメータ ( $m, s$ ) と、決定係数 ( $R^2$ ) は表 3.1 (All) に記載した。明度変換式 3.6 における指数  $n$  は 0.46 であった。この値は、[83][84] で見られた平方根による変換式に非常に近い。図 3.10 の青・緑・赤色の曲線は、得られた指数  $n=0.46$  を固定して図 3.6 の 3 つの刺激タイプ毎に別々にフィッティングを行って得られたシグモイド関数である。これらの関数のベストフィットパラメータ ( $m, s$ ) と決定係数 ( $R^2$ ) も同様に表 3.1 に記載した。フィッティングの決定係数は刺激タイプに関係なくいずれも約 0.9 と非常に高く、式 3.1 で定義された

$\rho$  が高い予測力で奥行き順序知覚を説明できることを示している。

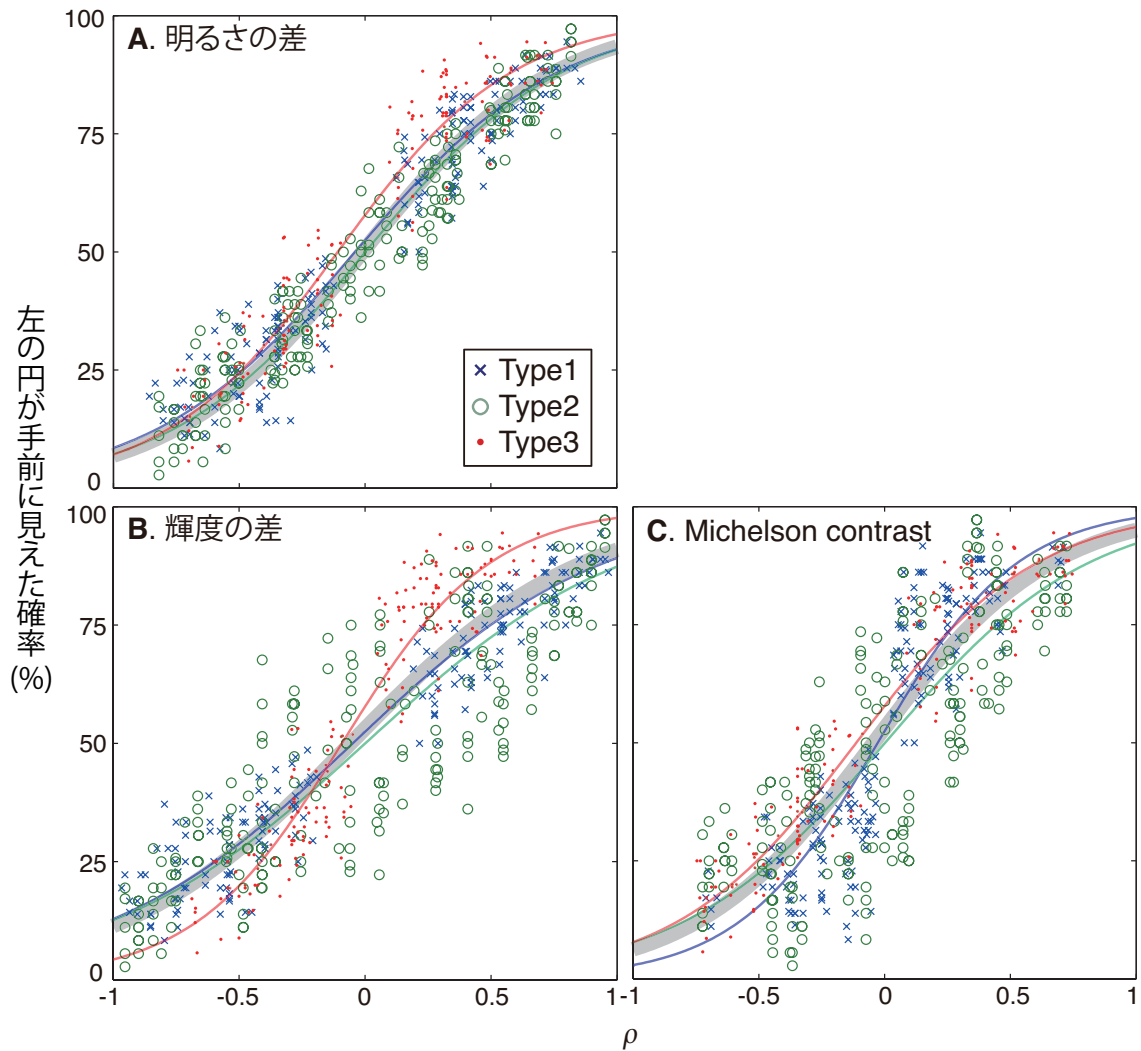


図 3.10 コントラストの差の知覚量  $\rho$ (式 3.1)に基づいてプロットした「左の円が手前に見えた確率」。灰色の曲線は全データセットに対してフィッティングすることで得られたシグモイド関数を表す。青、緑、赤色の曲線はそれぞれ図 3.6 において定義されたタイプ 1, 2, 3 のデータに対して別々にフィッティングすることで得られたシグモイド関数を表す。プロット A,B,C はそれぞれ  $\rho$  の計算に用いたコントラストの定義が異なっており、プロット A では明るさの差が用いられ、プロット B では輝度の差が用いられ、プロット C では Michelson contrast が用いられた。

コントラストの定義	刺激タイプ	ベストフィットパラメータ	$R^2$
-----------	-------	--------------	-------

明るさの差	All	$n=0.46, m=-0.01, s=0.38$	0.88
(Figure 3.10A)	Type 1	$m=-0.04, s=0.40$	0.91
	Type 2	$m=0.00, s=0.39$	0.90
	Type 3	$m=-0.11, s=0.35$	0.89
輝度の差	All	$m=-0.06, s=0.46$	0.78
(Figure 3.10B)	Type 1	$m=-0.05, s=0.50$	0.91
	Type 2	$m=0.00, s=0.52$	0.72
	Type 3	$m=-0.09, s=0.29$	0.87
Michelson contrast	All	$m=-0.04, s=0.35$	0.71
(Figure 3.10C)	Type 1	$m=-0.03, s=0.28$	0.76
	Type 2	$m=0.00, s=0.40$	0.58
	Type 3	$m=-0.11, s=0.36$	0.89

表 3.1  $\rho$  に基づいてプロットしたデータに対するフィッティングの結果. 全データセットと, 図 3.6 で定義された刺激タイプ毎のデータそれぞれに対しシグモイド関数をフィッティングした. 3列目は得られたベストフィットパラメータを, 4列目はフィッティングの決定係数を表す.

### 奥行き順序知覚を媒介するコントラストの定義

透明視知覚の研究においては, どのように定義されたコントラストが知覚を最もよく説明できるかという点も重要な問題となっている. 過去の研究では, 明るさの差によるコントラストが支持される傾向が高いが[72][70][75], Michelson contrast[85][68]や輝度の差[71]を用いた研究もある. そこで本論文でも比較のために, 輝度の差と Michelson contrast をコントラストの定義として  $\rho$  の計算を行い, モデルの予測力を調べた. 輝度の差をコントラストの定義とした場合,  $\rho$  の計算には明るさの代わりに輝度を直接式 3.1 に代入した.



Michelson contrast を用いた場合、 $\rho$  の計算は以下の式のようにになる。

$$\rho = \left( \frac{|b-q|}{b+q} - \frac{|p-q|}{p+q} \right) / \left( \frac{|b-q|}{b+q} + \frac{|p-q|}{p+q} \right) \quad (3.8)$$

ここで、 $b$ ,  $p$ ,  $q$  は対応する領域の輝度を表す。

図 3.10B に輝度の差を用いた結果をプロットしたものを、図 3.10C に Michelson contrast を用いた結果をプロットしたものを示す。明るさの差をコントラストの定義とした時と同様、全データセットと、刺激タイプ別のデータに対しそれぞれシグモイド関数をフィッティングした。図 3.10B, 3.10C の灰色の曲線は全データセットの、色つきの曲線は刺激タイプ別データのベストフィット関数を表す。これらの関数のベストフィットパラメータ(m,s)と決定係数(R<sup>2</sup>)は表 3.1 に記載した。全データセットにフィッティングした場合の決定係数は、輝度の差(R<sup>2</sup>=0.78)や Michelson contrast (R<sup>2</sup>=0.71)よりも、明るさの差をコントラストとして用いた場合に最も高かった(R<sup>2</sup>=0.88)。したがって、bistable transparency 図形の奥行き順序知覚モデルには、明るさをコントラスト計算の単位に用いるのが適切であるといえる。

### 背景領域の明るさが奥行き順序知覚に与える影響

背景領域  $a$  の明るさを引数に持たない  $\rho$  (式 3.1) が高い予測力を示したことから、背景領域に対するコントラスト( $|p-a|$ および $|b-a|$ )は、bistable transparency 図形の奥行き順序知覚には大きく影響しない可能性が示唆された。この点をさらに明確にするため、以下のような統計解析を行った。

まず、全ての刺激から、背景輝度  $a$  のみが異なっており、その他の領域  $b$ ,  $p$ ,  $q$  の輝度は等しいような刺激の組を抜き出した。こうした刺激の組の一例を図 3.11A に示す。次に、これらの刺激の組内において、「左の円が手前に見えた確率」が背景輝度  $a$  の変化に伴って変動するかどうかを調べた。

Delogu らのモデルや TAP では、「隣り合う領域間のコントラストが高いほど、それらの領域を含む面が奥に知覚されやすい」としていた。したがって、これを参考にすると、背景輝度  $a$  の効果として、次のような仮説が考えられる。

- 左の円が手前に見える確率は $(|b-a|-|p-a|)/(|b-a|+|p-a|)$ に従って増加する

このような効果が見られるか調べるため、背景輝度  $a$  のみが異なる刺激の組それぞれについて、「左の円が手前に見えた確率」を  $(lb-al-pa)/(lb-al+pa)$  の関数としてプロットし、シグモイド関数をフィッティングした。この際、明るさの計算には指数を  $n=0.46$  とした式 3.6 を用いた。次に、刺激の組毎に得られたシグモイド関数の傾き ( $1/s$ ) の平均が、有意に 0 より大きいかどうかを 1 標本  $t$  検定によって調べた。

解析の結果、傾き ( $1/s$ ) の平均は、タイプ 1 に属する刺激については 0.06、タイプ 2 に属する刺激については 0.10、タイプ 3 に属する刺激については 1.24 であった。1 標本  $t$  検定の結果、傾きの平均はタイプ 3 の刺激のみ有意に 0 より大きかった [ $t(43)=2.52, p=0.02$ ]。しかし、タイプ 1 [ $t(43)=0.14, p=0.88$ ] やタイプ 2 [ $t(47)=1.38, p=0.17$ ] の刺激では有意とはいえなかった。

比較のために、共有領域  $q$  の輝度のみが異なる刺激の組も抜き出し、同様の解析を行った。すなわち、共有領域  $q$  の輝度のみが異なる刺激の組それぞれについて、「左の円が手前に見えた確率」を  $(lb-ql-pq)/(lb-ql+pq)$  の関数としてプロットし、シグモイド関数をフィッティングした。傾き ( $1/s$ ) の平均は、タイプ 1 の刺激については 2.25、タイプ 2 の刺激については 2.50、タイプ 3 の刺激については 2.33 であった。1 標本  $t$  検定の結果、これらの平均値は全て有意に 0 より大きいことがわかった [タイプ 1 :  $t(33)=4.89, p<0.001$  ; タイプ 2 :  $t(47)=30.95, p<0.001$  ; タイプ 3 :  $t(35)=5.56, p<0.001$ ]。

これらの結果から、背景領域  $a$  に対するコントラストの効果は共有領域  $q$  に対するコントラストの効果に比べると非常に小さいことが確かめられた。

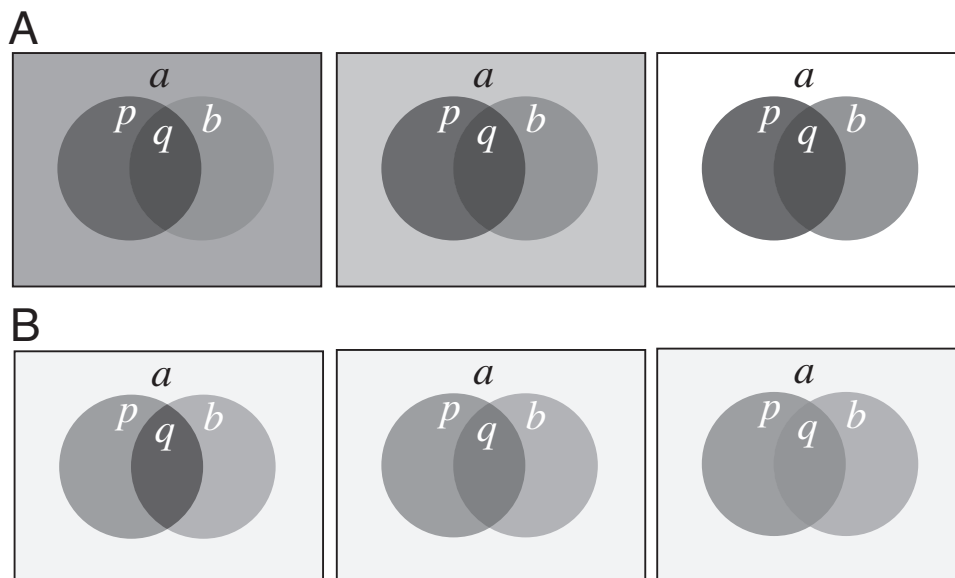


図 3.11 背景領域  $a$  の効果と共有領域  $q$  の効果の比較. (A)背景領域の輝度のみが異なる条件間では、「左の円が手前に見えた確率」はほとんど変化しなかった. (B)共有領域の輝度のみが異なる条件間では、「左の円が手前に見えた確率」は  $\rho$ (式 3.1)に従って増加した.

### Delogu らのモデルとの比較

最後に、本研究の実験で得られたデータが Delogu らのモデル[75]によってどの程度説明できるかを調べた. Delogu らのモデルを本研究で用いた刺激に当てはめると、以下のような予測が成り立つ.

- (i)もし  $lp-ql+lp-al < lb-ql+lb-al$  なら、左の円（面  $pq$ ）が手前に見える
- (ii)もし  $lp-ql+lp-al > lb-ql+lb-al$  なら、右の円（面  $bq$ ）が手前に見える
- (iii)もし  $lp-ql+lp-al = lb-ql+lb-al$  なら、左の円（面  $pq$ ）が手前に見える確率は  $lb-ql-lp-ql$  に従って増える

ここで、 $a, b, p, q$  はそれぞれ対応する領域の明るさを表す.

まず、(i),(ii)で与えられる予測をテストした. 図 3.12A は、「左の円が手前に見えた確率」を  $lp-ql+lp-al-lb-ql-lb-al$  の関数としてプロットしたものである. モデルの比較を公平に行うため、明るさへの変換式（式 3.6）の指数  $n$  はシグモイド関数のフィッティングを通して新たに求めた. ただし、タイプ 1 とタイプ 3 に属する刺激では、 $lp-ql+lp-al-lb-ql-lb-al$  の値はいかなる場合も必ず 0 になるため、フィッティングはタイプ 2 のデータに対してのみ行った.

図 3.12A の緑色の曲線がフィッティングで得られたシグモイド関数である. 明るさ変換時の指数  $n$  は 0.49 が最適値となった. シグモイド関数のベストフィットパラメータ( $m, s$ )と決定係数( $R^2$ )は表 3.2 に記載した.

ここで、もしデータが Delogu らのモデルの(i), (ii)の予測に従うなら、図 3.12A の破線で示したように、「左の円が手前に見える確率」は横軸上で 0 より小さい時は 0%に、横軸上で 0 より大きいときは 100%になるはずである. しかし、実際のデータはこの予測に従わず、グラフのほとんどの領域で大きなばらつきを示した. モデルの決定係数( $R^2=0.35$ )も、予測力が低いことを示していた.

次に、(iii)で与えられる予測をテストするため、データを  $lb-ql-lp-ql$  の関数としてプロット

した．本来は $|p-q|+|p-a|=|b-q|-|b-a|$ を満たす刺激のデータのみをプロットするのが正しいが，(i),(ii)で予測しきれなかった分散がここで説明できる可能性もある．よって，図 3.12B には $|p-q|+|p-a|=|b-q|-|b-a|$ を満たすかどうかに関わらず全てのデータを載せた．先ほどと同様に明るさ変換時の指数を自由パラメータとし，全データセットに対しシグモイド関数をフィッティングした．図 3.12B の灰色の曲線が得られたベストフィット関数を表している．この関数のベストフィットパラメータ(m,s)と決定係数( $R^2$ )も同様に表 3.2 に記した．明るさ変換における指数は  $n=0.43$  が最適値となった．さらに，刺激タイプ間の差を見るため，刺激タイプ別のデータにもそれぞれシグモイド関数をフィッティングした．図 3.12B の色付きの曲線が得られたベストフィット関数である．これらの関数のベストフィットパラメータ(m,s)と決定係数( $R^2$ )も表 3.2 に記載した．

フィッティングの結果を見ると，Delogu らのモデルの(iii)による予測は(i)(ii)に比べるとかなり良い．しかしながら，彼らのモデルの決定係数は，本章で提案した  $\rho$  (式 3.1) で予測した場合の決定係数と比べるといずれの刺激タイプにおいても劣っている．また彼らのモデルは，タイプ 1 とタイプ 3 の刺激では輝度  $q$  のみが異なる刺激間に生じる知覚の変動を説明できないという欠点もある．こうしたことから，提案モデルは Delogu らのモデルよりも高い予測力を備えていると言える．

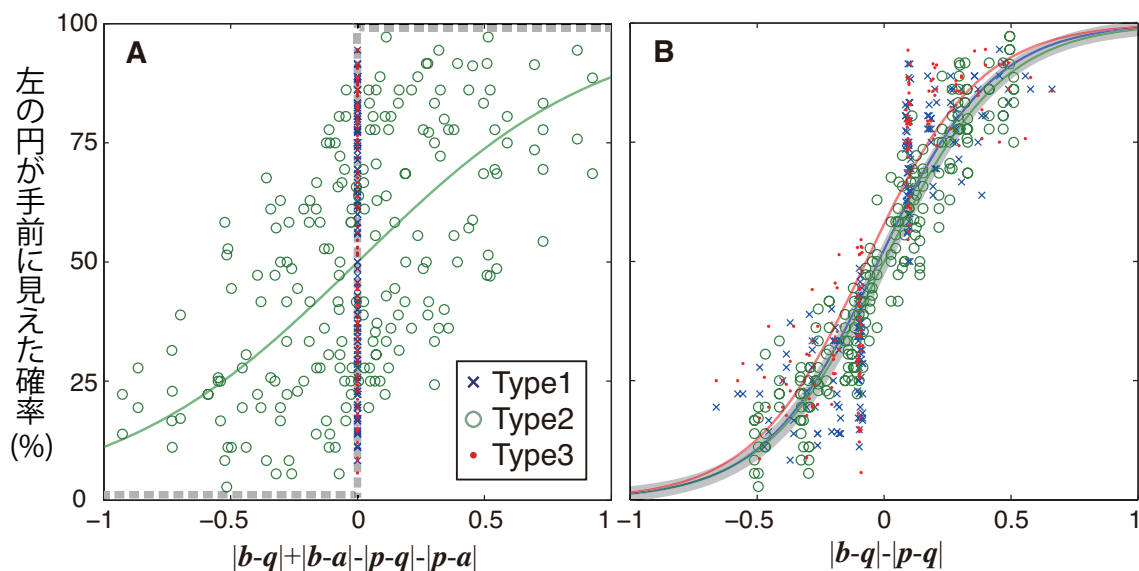


図 3.12 Delogu らのモデルに基づいてプロットしたデータ．(A)  $|p-q|+|p-a|=|b-q|-|b-a|$ の値に基づいてプロットしたデータ．実験で得られたデータが Delogu らのモデルに従うなら，灰色の破線で示したように，「左の円が手前に見えた」確率はプロットの左側ではほぼ 0%に，

右側ではほぼ 100%になるはずである。緑色の曲線は、刺激タイプ 2 のデータにフィッティングして得られたシグモイド関数を表す。(B)  $lb-ql-lp-ql$ の値に基づいてプロットしたデータ。Delogu らのモデルによると、 $lp-ql+lp-al-lb-ql-lb-al$ が 0 に近いときは「左の円が手前に見えた確率」は $lb-ql-lp-ql$ に従って増える。青、緑、赤色の曲線はそれぞれ刺激タイプ 1, 2, 3 のデータに対してフィッティングして得られたシグモイド関数を表す。

モデル	刺激タイプ	ベストフィットパラメータ	R <sup>2</sup>
$lb-ql + lb-al - lp-ql - lp-al$ (Figure 3.12A)	Type 2	n=0.49, m=-0.00, s = 0.48	0.35
	All	n=0.43, m=-0.01, s=0.23	0.75
$lb-ql - lp-ql$ (Figure 3.12B)	Type 1	m=-0.02, s=0.22	0.72
	Type 2	m=0.00, s=0.23	0.86
	Type 3	m=-0.07, s=0.22	0.69

表 3.2 Delogu らのモデルに基づいてプロットしたデータに対するフィッティング結果。図 3.12A では刺激タイプ 2 のデータに、図 3.12B では全データセットと各刺激タイプのデータに対しそれぞれシグモイド関数をフィッティングした。3 列目は得られたベストフィットパラメータを、4 列目はフィッティングの決定係数を表す。

### 3. 4. 2. 物理光学的な制約と奥行き順序知覚の関係

これまでの項で、共有領域  $q$  に対するコントラストの差の知覚量  $\rho$  が奥行き順序知覚にとって決定的で、背景領域  $a$  は結果にほとんど影響しないということが示された。一方物理光学的な制約では、第 3.1.3 項で示したように背景領域  $a$  と隣り合う領域とのコントラストも大きな役割をもっている。したがって、視覚系は物理光学的な制約とは独立な、独自の光学的基準に基づいて奥行き順序を判断している可能性が高い。

しかし、それだけでは物理光学的要因が奥行き順序知覚に影響しないと結論づけることはできない。そこで本項では、全てのデータを物理光学的制約に基づく 5 つの組に分け、それらの間にモデル  $\rho$  では説明できない違いが見られるかを調べた。5 つの組は 3.2.2 で定

義した以下のものである。

- ・「面  $pq$  が手前」と「面  $bq$  が手前」の2つの解釈が成り立つ条件 ( $pq \& bq$  valid)
- ・「面  $pq$  が手前」と「面  $ap$  が手前」の2つの解釈が成り立つ条件 ( $pq \& ap$  valid)
- ・「面  $bq$  が手前」と「面  $ab$  が手前」の2つの解釈が成り立つ条件 ( $bq \& ab$  valid)
- ・「面  $ap$  が手前」と「面  $ab$  が手前」の2つの解釈が成り立つ条件 ( $ap \& ab$  valid)
- ・全ての解釈が成り立たない条件 (all invalid)

図形的制約と合わせると、 $pq \& ap$  valid 条件では「左の円(面  $pq$ )が手前」の解釈のみが、 $bq \& ab$  valid 条件では「右の円(面  $pq$ )が手前」の解釈のみが唯一可能な解となり、 $ap \& ab$  valid 条件や all invalid 条件では全ての解釈がいずれかの制約に反することになる。したがって、もし視覚系が物理光学的制約を少しでも考慮しているなら、「左の円が手前に見えた確率」は、 $pq \& ap$  valid 条件ではモデル  $\rho$  による予測よりも少し大きくなり、 $bq \& ab$  valid 条件ではモデル  $\rho$  による予測よりも少し小さくなるかもしれない。

図 3.13 に、それぞれの条件のデータを  $\rho$  の関数としてプロットした。明るさ変換には、式 3.6 に  $n=0.46$  を代入したものを用いた。図 3.13 において、異なる条件に属しているデータは異なる色と記号で区別している。条件が区別しやすいように、all-invalid 条件のデータのみ図 3.13B に載せ、それ以外の条件のデータは図 3.13A に載せた。条件毎のキャンセル率等のデータは付録 A にまとめた。

条件間に違いがあるか見るため、条件別のデータに対し、それぞれシグモイド関数をフィッティングした。図 3.13 中の色付きの曲線は、それぞれ対応する色のデータに対するベストフィット関数である。これらの関数のベストフィットパラメータ(m,s)と決定係数は表 3.3 に記した。

表 3.3 と図 3.13 に示した結果から見て取れる通り、 $\rho$  による予測精度は物理光学的な制約に基づくいずれの条件においても問題なく高く、そのベストフィット関数も条件間で極めて近い形状をしていた。すなわち、物理光学的な制約はモデル  $\rho$  による予測から逸脱させるような影響を一切もっていなかったことになる。以上より、bistable transparency 図形の奥行き順序判断においては、視覚系は物理光学的な制約ではなく独自の判断基準に従っていると考えるのが妥当であると言える。

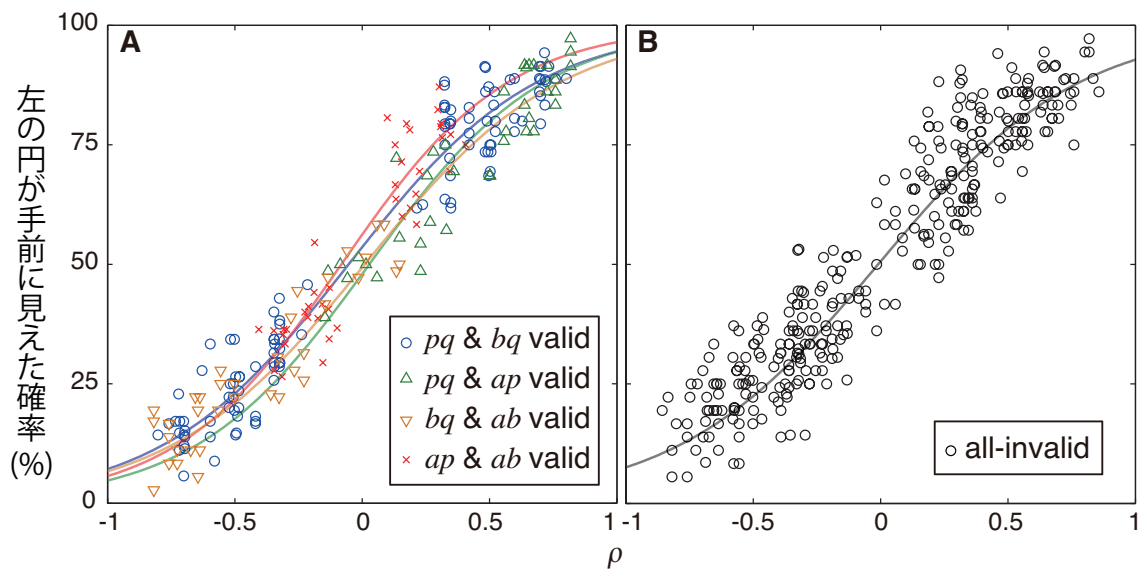


図 3.13 物理光学的制約に基づく分類毎のプロット．異なる条件のデータは異なる色と記号で表した．色付きの曲線は，対応する色の条件のデータに対してフィッティングすることで得られたシグモイド関数を表す．コントラストの差の知覚量  $\rho$ (式 3.1)は，物理光学的制約に基づく分類に関わらず，等しくデータを予測できた．

条件	ベストフィットパラメータ	$R^2$
$pq$ & $bq$ valid	$m = -0.05, s = 0.37$	0.93
$pq$ & $ap$ valid	$m = 0.03, s = 0.34$	0.79
$bq$ & $ab$ valid	$m = 0.01, s = 0.38$	0.76
$ap$ & $ab$ valid	$m = -0.08, s = 0.33$	0.83
all invalid	$m = -0.01, s = 0.40$	0.86

表 3.3 図 3.13 上のデータに対するフィッティング結果．2列目はシグモイド関数のベストフィットパラメータを，3列目は決定係数をそれぞれ表す．

## 3.5. 考察

### 3.5.1. 共有領域に対するコントラストの差の知覚量が奥行き順序知覚を決定づける

実験の結果、共有領域に対するコントラストの差の知覚量が奥行き順序知覚を決定付けるということがわかった。逆に、背景領域に対するコントラストは知覚にほとんど影響していなかった。

一方、Delogu らの研究では、共有領域に対するコントラストだけではなく、背景領域に対するコントラストも等しく奥行き順序知覚に影響するとしていた[75]。この不一致は、彼らがコントラスト同士の差の知覚量として”単純な差分”を用いたことに起因するかもしれない。例えば、Delogu らの論文の実験2の考察で、彼らは共有領域に対するコントラストだけではデータが説明できないと主張している。その理由として、明るさの組み合わせ( $a, b, p, q$ )が(5.0, 6.0, 3.0, 4.0)である刺激と(5.0, 6.0, 4.0, 4.5)である刺激間で、後者の方が前者よりも有意に面  $pq$  が手前に見えたという点を挙げている。彼らのモデルでは共有領域  $q$  に対するコントラストの差の知覚量を  $|b-q|-|p-q|$  と定義しており、この値が上に挙げたどちらの刺激においても同一の値をとる。このため彼らは、知覚の差を説明するためには背景領域に対するコントラストを考慮に入れなければならないと主張した。しかし、共有領域  $q$  に対するコントラストの差の知覚量を本章で提案した  $\rho$ (式 3.1)で定義すれば、前者の刺激では  $\rho=0.67$ 、後者の刺激では  $\rho=0.75$  となり、背景領域に対するコントラストを考慮せずとも「後者の刺激の方が前者の刺激よりも面  $pq$  が手前に見えやすい」という結果を説明できる。

Bistable transparency 図形の奥行き順序知覚を調べた過去のいくつかの研究も、本研究と同様の傾向を見いだしている。Kitaoka[70]は、bistable transparency 図形を見たときに可能な解釈を複数に分類し、様々な輝度の組で構成された刺激についてそれぞれの解釈が生じる頻度を調べた。彼の用いた図形は、本研究で用いたものと比べると図形的制約が緩く、より多くの解釈が生じ得るものであったが、「明るさの差がより小さい隣接する2領域を含む面が手前に知覚されやすい」という本章で得られた結果と一致する傾向を見いだした。Beckら[72]も、用いた刺激数は少なかったもののこれと同様の傾向を報告している。Oyamaら[74]は、灰色背景上で白い棒と黒い棒が交わっているような bistable transparency 図形(図3.6のタイプ2刺激に相当)を長時間呈示し、「白い棒が手前」と「黒い棒が手前」の2つの解釈がそれぞれどれくらいの時間優勢になるかを調べた。その結果、2つの棒が交わる領域(共有領域)と明るさが近い方の棒が、明るさの近さに比例して手前に見える時間が増加する



ことがわかった。さらに、背景領域の明るさは、結果にほとんど影響を与えなかった。これらの結果はいずれも本章で得られた結論とよく一致している。

### 3.5.2. 物理光学的制約と奥行き順序知覚

本研究では、視覚系が物理光学的制約ではなく、独自の基準に基づいて奥行き順序を判断していることが示唆された。この結果は一見、透明視図形の解釈が物理光学的な制約に矛盾しないとした Koenderink ら[71]の研究結果に反する。

しかし、Koenderink らの研究では、実際に奥行き順序知覚の各解釈が生じる確率を予測するモデルまでは検証されていなかった。したがって、視覚系の用いている基準が、一定条件下では物理光学的な制約に基づく基準から大きく逸れることがないというだけである可能性も考えられる。実際に本研究のデータを見ると、物理光学的制約が「左の円（面  $pq$ ）が手前」の解釈を支持する  $pq$  &  $ap$  valid 条件では「左の円が手前に見えた確率」が全体的に高い所に分布しており、物理光学的制約が「右の円（面  $bq$ ）が手前」の解釈を支持する  $bq$  &  $ab$  valid 条件では「左の円が手前に見えた確率」が全体的に低い所に分布している。つまり、視覚系が用いる基準  $\rho$  は、物理光学的制約に基づく解釈とある程度相関を示すということである。加えて、Koenderink らの研究で用いた刺激の各領域の輝度の値は最大輝度の 10%の値の倍数から構成されていたため、刺激を生成する際に少々荒いサンプリングを行っていたことになる<sup>6</sup>。もし、より細かくサンプリングを行ってデータを集めていれば、知覚と物理光学的制約間の中に乖離が見られたかもしれない。

## 3.6. まとめ

本章では、bistable transparency 図形を見た時の奥行き順序知覚モデルの同定を行った。過去の研究においても同様の目的でいくつか実験がなされてきたが、これらの研究間ではしばしば結論が一致していなかった。本論文では、これが刺激数の少なさに起因すると考え、非常に多くの輝度の組み合わせをテストしてモデルの同定を行った。実験では部分的に重なりあった2つの円から成る bistable transparency 図形を用い、輝度パターンの異なる 562 個の刺激に対して、一方の円がもう一方の円よりも手前に見えた確率を求めた。実験の結果、2つの円が共有する領域に対するコントラスト同士の差の知覚量  $\rho$ (式 3.1)が奥行き順序

<sup>6</sup> 例えば最大輝度が  $100 \text{ cd/m}^2$  であるとすればその 10%は  $10 \text{ cd/m}^2$  に相当するが、このサイズの輝度差は互いの輝度が低ければ「明るさ」次元上では非常に大きな差といえる。

知覚を決定付け、共有領域に対するコントラストが相対的に小さい程その領域を含む円の方が手前に見えやすいことがわかった。一方、背景領域に対するコントラストは知覚にほとんど影響していなかった。さらに、奥行き順序知覚が物理光学的な制約に左右されないことも明らかになった。

## 第4章 透明視知覚を利用した遮蔽矛盾解消手法の開発

### 4.1. 本章の概要

前章で、2つの面が重なったような bistable transparency 図形の奥行き順序知覚が、「共有領域に対するコントラスト同士の差」という非常に単純な要因から予測可能であることがわかった。本章では、この奥行き順序知覚モデルに基づき、仮想物体が現実風景中の前景よりも奥に見えやすくなるようブレンディングを行う”bistable-transparency blending”を提案する。仮想物体のエッジと前景領域のエッジが交差する x-junction が存在する領域にこのブレンディング手法を適用することで、仮想物体と前景領域の奥行き順序知覚が改善することが期待される。

本章の構成は以下の通りである。まず、次の第4.2節で bistable-transparency blending の提案を行う。次の第4.3節では、bistable-transparency blending と visibility-based blending を組み合わせた透明視表現手法の実装を行う。最後に第4.4節で、この透明視表現手法を MR シーン画像に適用し、効果の検証を行う。

### 4.2. Bistable-transparency blending

本節では、第3章で得られた bistable transparency 図形に対する奥行き順序知覚モデルに基づき、仮想物体が現実風景中の前景よりも奥に見えやすくなるようなブレンディング手法”bistable-transparency blending”を提案する。以降の説明の理解を助けるため、図4.1に、第3章で実験刺激として用いた単純図形が、実際の MR シーンにおけるブレンディング結果とどのように対応付けられるのかを示した。建物の輪郭をもつ面が仮想物体、茂みのような輪郭をもつ面が仮想物体の手前に存在する現実風景中の遮蔽物をそれぞれ表す。奥行き順序知覚モデルに従えば、仮想物体である面  $pq$  が奥に見えるためには、領域  $b, p, q$  の明るさが  $|p-q| > |b-q|$  となるようにブレンディングを行えばよいことになる。ただし、このようにモデルを適用するためには、前提としてブレンディング後の輝度パターンが bistable transparency を生じるような関係になっていなければならない。以下では、まずどのようなブレンド式を用いてこの前提を満たしたかについて述べ、その後奥行き順序知覚モデルを適用する詳しい方法について説明を行う。

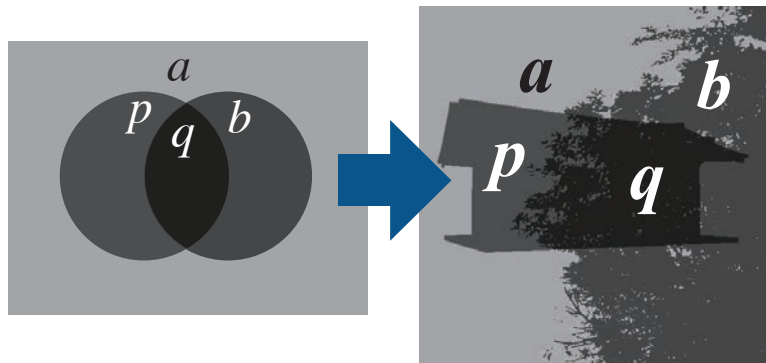


図 4.1 実験刺激と MR シーンにおけるブレンディング結果との対応関係

#### 4.2.1. ブレンディングに用いる式

ブレンド後に **bistable transparency** パターンとなるためには、仮想物体をブレンドした領域が、ブレンド前よりも一貫して暗くなるか、もしくは一貫して明るくならなければならない。最も一般的なブレンディング方法であるアルファブレンディングでは、ブレンド後の輝度値がブレンド前の2つの輝度値の間に必ず収まる。このため図 4.2 のように、ブレンド後の領域の明るさがある場所ではブレンド前より暗く、別の場所ではブレンド前より明るくなることもある。この場合、ブレンド結果は仮想物体が常に手前に見えるような **unique transparency** パターンとなってしまう。したがって、アルファブレンディングは **bistable transparency** を作るための式としては適さない。

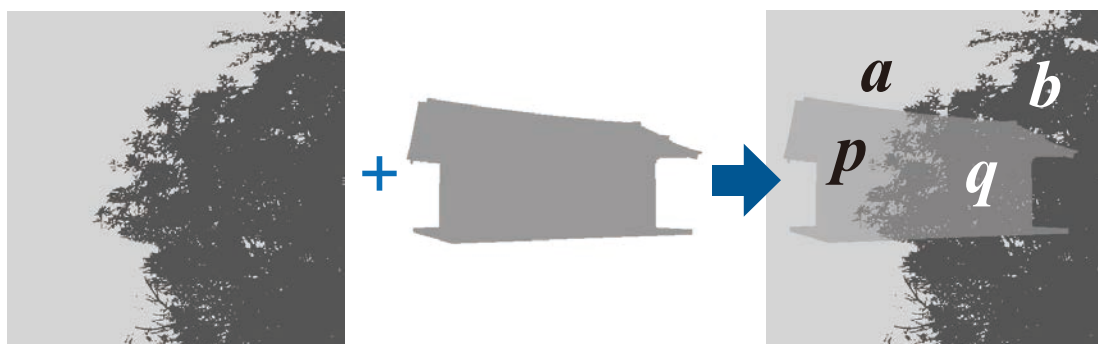


図 4.2 アルファブレンディングにより **unique transparency** が生じる例。

仮想物体の輝度によらず、ブレンド後の輝度がブレンド前よりも常に暗く、あるいは常に明るくなるような式としては、単純に2つの輝度値を加算、あるいは減算するというも

のが考えられる。しかし、このような式を用いるとブレンド後の輝度値が画像表示装置の上限あるいは下限を超える場合がしばしば発生してしまう。

そこで本手法では、乗算によってブレンドを行う以下のような2種類の式を用いた(式4.1, 式4.2)。

$$I = I_v I_r \quad (4.1)$$

$$I = 1 - (1 - I_v)(1 - I_r) \quad (4.2)$$

ここで、 $I_v$ は仮想物体の画素値を、 $I_r$ は現実風景画像の画素値をそれぞれ表す。なお、画素値は全て0~1の範囲にスケーリングされているものとする。以後、式4.1に基づくブレンドを **multiplicative blending**、式4.2に基づくブレンドを **inversed-multiplicative blending** と呼ぶ。いずれの式も、0~1の範囲の値を乗算することで結果を得るため、 $I_v$ や $I_r$ の値によらず、ブレンド後の画素値を必ず0~1の範囲に収めることができる。

これら2つのブレンド式により、第3章の図3.6で定義されたタイプ1からタイプ3までの全ての **bistable transparency** パターンが網羅できる(図4.3)。**Multiplicative blending** は必ずブレンド前よりも暗い結果を与えるため、前景領域が背景領域よりも暗い場合、ブレンド結果は必ずタイプ1の **bistable transparency** パターンとなる(図4.3A)。逆に前景領域が背景領域よりも明るければ、タイプ2のパターンが生じる(図4.3C)。一方、**inversed-multiplicative blending** は必ずブレンド前よりも明るい結果を与えるため、前景領域が背景領域よりも暗い場合、ブレンド結果は必ずタイプ2となる(図4.3B)。逆に前景領域が背景領域よりも明るければ、タイプ3のパターンができる(図4.3D)。

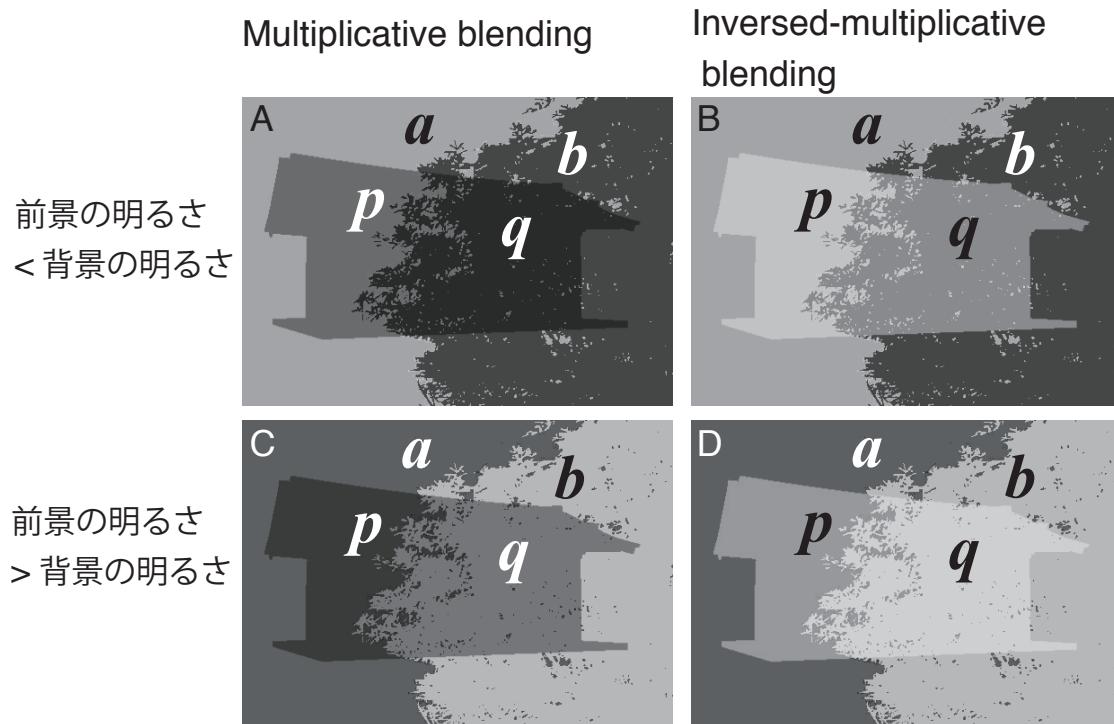


図 4.3 2つのブレンド式により生じる bistable transparency パターン.

しかしながら、このままでは与えられた仮想物体と現実風景画像に対し、2つのブレンド結果から1つを選択することしかできず、奥行き順序知覚モデルに基づく調整を行う余地がほとんどない。そこで、以下のように式(4.1)と(4.2)に新たな可変パラメータ $\lambda$ を導入することで、調整の自由度を与えた。

$$I = \lambda I_v I_r + (1 - \lambda) I_r \quad (4.3)$$

$$I = \lambda \{1 - (1 - I_v)(1 - I_r)\} + (1 - \lambda) I_r \quad (4.4)$$

これらの式では、式(4.1)、(4.2)で与えられた結果を、再び現実風景画像とブレンドしており、パラメータ $\lambda$ はその際の透過度を表している。第3章で得られた奥行き順序知覚モデルによれば、ブレンド結果において $|p-q|$ が $|b-q|$ に比べて大きいほど、仮想物体の方が奥に見えやすくなる。 $\lambda$ を減少させれば仮想物体の透過度が上がるため、結果として $|p-q|$ は大きく、 $|b-q|$ は小さくなる。したがって、 $\lambda$ を減少させることで、仮想物体が奥に見える確率を単調に増加させていくことができる。

#### 4.2.2. パラメータ $\lambda$ の決定

パラメータ  $\lambda$  は奥行き順序知覚モデルに従い、仮想物体が奥に見える確率が 50%以上となるもののうち最大の値を用いる。パラメータの計算は、以下のようにして行う。仮想物体の明るさを  $I_v$ 、現実シーン中の前景領域の明るさを  $I_f$ 、現実シーン中の背景領域の明るさを  $I_b$  とおくと、multiplicative blending を用いた場合の領域  $(b, p, q)$  の明るさは、

$$\begin{cases} b = I_f \\ p = \lambda I_v I_b + (1 - \lambda) I_b \\ q = \lambda I_v I_f + (1 - \lambda) I_f \end{cases} \quad (4.5)$$

となる。一方、inversed-multiplicative blending を用いた場合は、

$$\begin{cases} b = I_f \\ p = \lambda \{1 - (1 - I_v)(1 - I_b)\} + (1 - \lambda) I_b \\ q = \lambda \{1 - (1 - I_v)(1 - I_f)\} + (1 - \lambda) I_f \end{cases} \quad (4.6)$$

となる。ここで、画素値の単位を「明るさ」としたのは、第3章で確かめたように、奥行き順序知覚が「輝度の差」ではなく「明るさの差」に基づくためである。

これらの式を、

$$|p - q| \geq |b - q| \quad (4.7)$$

に代入して解くことで  $\lambda$  が満たすべき条件が定まる。この条件は multiplicative blending の場合、 $I_f < I_b$  なら

$$\lambda \leq \frac{I_b - I_f}{I_b(1 - I_v)} \quad (4.8)$$

$I_f > I_b$  なら、

$$\lambda \leq \frac{I_f - I_b}{(2I_f - I_b)(1 - I_v)} \quad (4.9)$$

となり, inversed-multiplicative blending の場合,  $I_f < I_b$  なら

$$\lambda \leq \frac{I_b - I_f}{(1 + I_b - 2I_f)I_v} \quad (4.10)$$

$I_f > I_b$  なら,

$$\lambda \leq \frac{I_f - I_b}{(1 - I_b)I_v} \quad (4.11)$$

となる. この条件と  $\lambda \leq 1$  を満たすもののうち, 最大の値がブレンドに用いられる.

例として, 図 4.4 に様々な  $I_b, I_f$  の組み合わせについて,  $\lambda$  を求めた結果を示す. ここでは,  $I_v = 0.5$  として計算を行った.

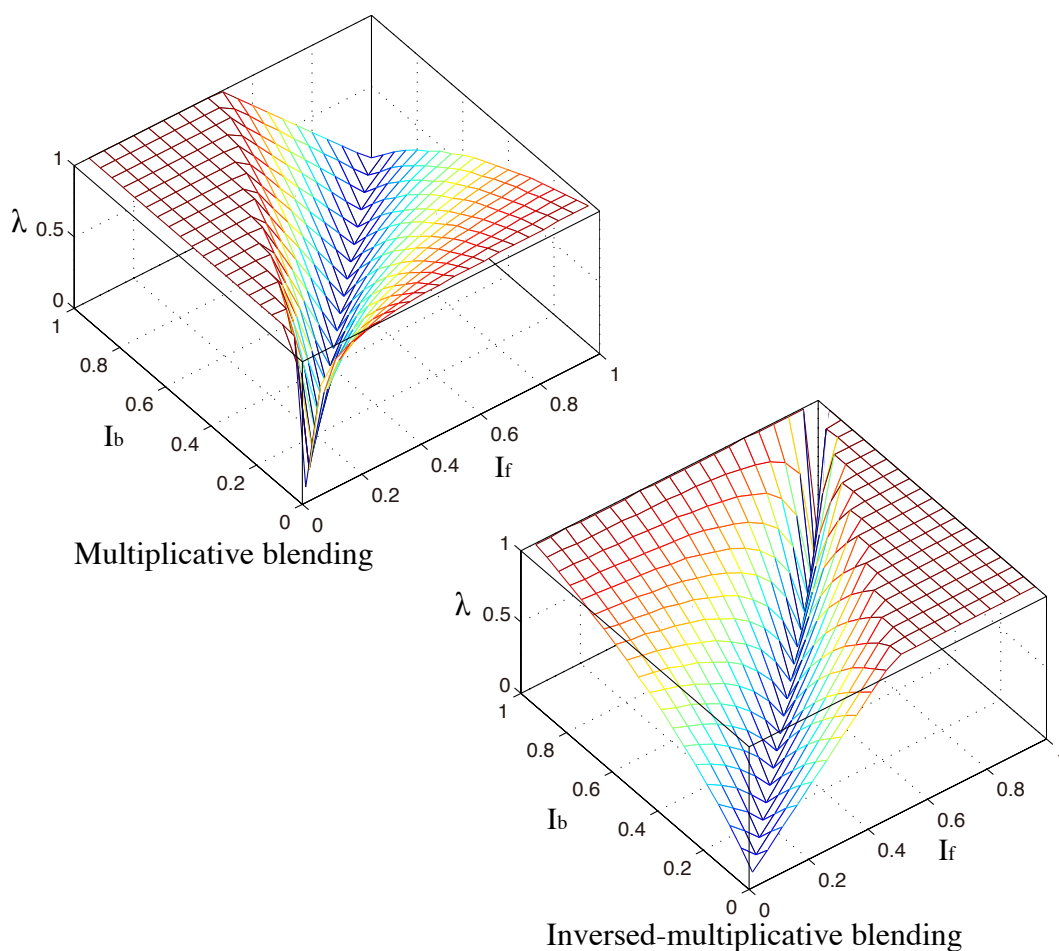


図 4.4  $|p-q| \geq |b-q|$  (50%以上の確率で仮想物体が奥に見えるための条件) を満たす  $\lambda$  の最大



値.

### 4.2.3. ブレンド式の選択

次に, **multiplicative blending** と **inversed-multiplicative blending** のどちらの式がより適しているか考える. 本研究ではその判断基準を「 $|a-p|$ が高くなりやすい方」とした. これは, 前景領域の外側では仮想物体は可能な限り高い視認性で描画されるべきであるという考えに基づいている.

図 4.5 に様々な  $I_b, I_f$  の組み合わせについてブレンディングを行った際の  $|a-p|$  の値を示す. 図 4.5A, B より, 現実風景画像の前景部分が背景部分よりも暗いときは **multiplicative blending** の方が高い視認性を示し, 逆に前景が背景よりも明るいときは **inversed-multiplicative blending** の方が高い視認性を示すことがわかる. 図 4.5 には  $I_v = 0.5$  とした場合の結果のみ示したが, この性質は仮想物体の明るさ  $I_v$  によらず常に成り立つ. したがって,  $I_b > I_f$  の時は **multiplicative blending** (式 4.3) を,  $I_b < I_f$  の時は **inversed-multiplicative blending** (式 4.4) を用いてブレンディングを行うこととした.

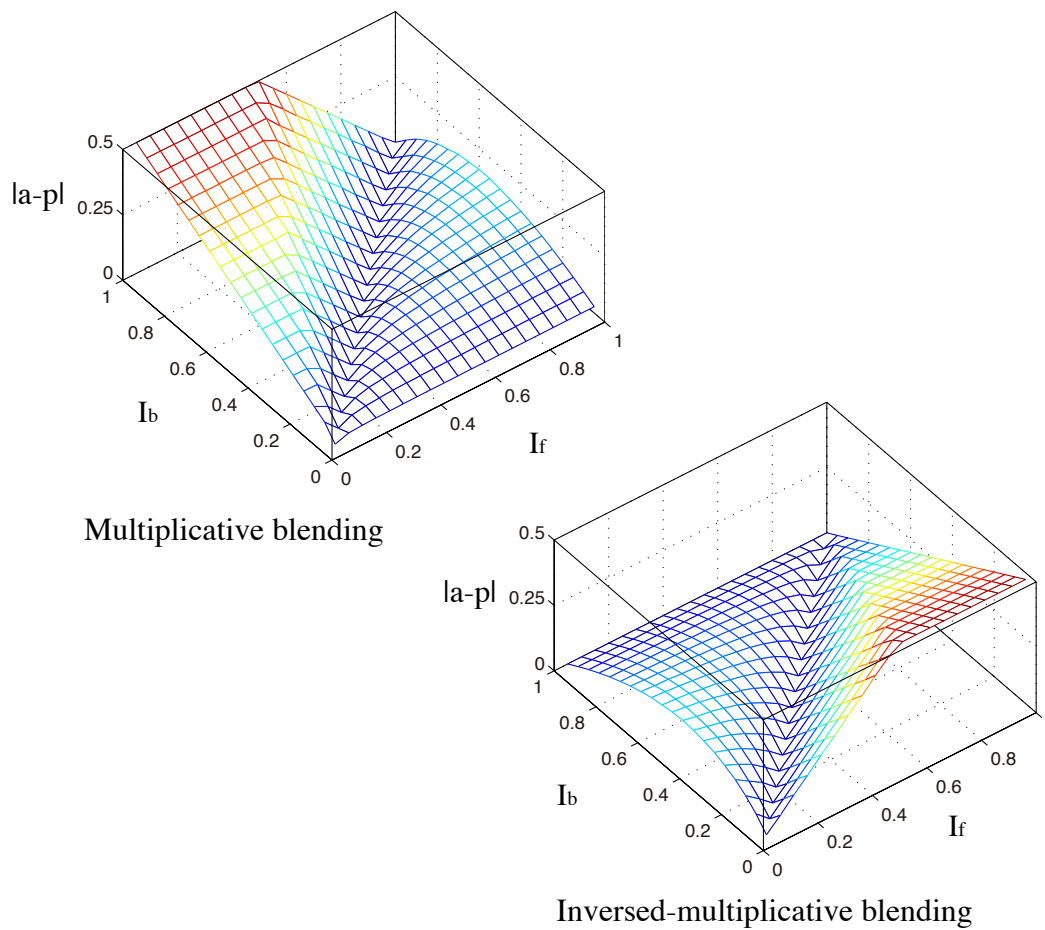


図 4.5 図 4.4 に示した  $\lambda$  で合成した時の仮想物体の視認性  $la-pl$ .

#### 4.2.4. ブレンディング手法のまとめ

以上をまとめると、本研究で提案するブレンディング方法は以下のようになる.

##### 1. 入力

入力として、次の3つの明るさの値を用いる: 現実風景画像中の前景領域の明るさ ( $I_f$ ), 背景領域の明るさ ( $I_b$ ), 仮想物体の明るさ ( $I_v$ ).

##### 2. ブレンド式を選択

$I_b > I_f$  なら multiplicative blending (式 4.3) を, そうでなければ inversed- multiplicative blending (式 4.4) を使用する.

### 3. パラメータ $\lambda$ の決定

2. で **multiplicative blending** を選択した場合は式 4.8 を, **inversed- multiplicative blending** を選択した場合は式 4.11 を使い, この条件と  $\lambda \leq 1$  を満たすもののうち, 最大の値を求める.

### 4. 出力

2. で選択したブレンド式と 3. で求めたパラメータ  $\lambda$  を用いて仮想物体と現実風景画像のブレンドングを行い, これを出力とする.

## 4.3. 実装

### 4.3.1. 条件

前節において提案した合成手法では, 入力として現実風景画像中の「前景領域の明るさ」と「背景領域の明るさ」を必要とする. これらの情報を取得するため, 本研究では, ブレンドする現実風景画像と仮想物体画像の他に, 現実風景中の前景領域を示す確率マップが与えられることを想定している (図 4.6, 入力画像 3). ただし本手法では, 前景と背景の明るさが得られればよいため, この前景確率マップは必ずしも正確である必要はない.

### 4.3.2. ブレンドング手法の概要

ここで提案する実装では, 奥行き順序知覚モデルに基づく **bistable-transparency blending** は前景-背景の境界付近でのみ実行される. 境界付近から離れた前景領域内では, 第 2 章で提案した **visibility-based blending** を用いて仮想物体の半透明描画を行う. 一方背景領域内では, 半透明描画を行う必要がないため, ブレンドングは行わず仮想物体を不透明に描画する.

**Bistable transparency blending** を行う際には, 画素毎に入力となる明るさを求めて最適なブレンド式・パラメータ  $\lambda$  を決定するという形をとった. **Bistable-transparency blending** は現実風景画像の前景領域, 背景領域, そして仮想物体がそれぞれ単色で構成されている場合を想定していたが, 現実にはそのような場面はあまり存在しない. しかし, 局所領域に注目すれば, 自然画像においても上記の想定が成り立つ状況は比較的多く見られるため, 様々な環境下で **bistable-transparency blending** が適用できるようになる. ただし隣接する画素間での結果の整合性を保つため, 入力となる前景領域・背景領域・仮想物体の明るさには, 特定の大きさの局所窓内における平均値を使用する. これにより, 隣り合う画素間のブレンド結果が極端に変化することがなくなり, 滑らかな見た目を保つことが可能となる. なお,

本手法では  $CIE L^*a^*b^*$  色空間における  $L^*$  チャンネルの値をその画素の「明るさ」として用いる。

前景領域内で bistable-transparency blending を行わない理由は2つある。1つは、bistable-transparency blending が x-junction 周りの明るさを調節するための手法であることから、x-junction から遠く離れた前景内部ではそれを用いる理論的な背景が薄くなるためである。もう1つの理由は、bistable-transparency blending では特殊なブレンディング式を用いるせいで、しばしば仮想物体の見え目がブレンド前の状態から離れてしまうためである。奥行き知覚を向上させるためには、x-junction の存在する前景-背景境界領域でのみ bistable-transparency blending を適用すれば必要十分であると考えられる。

また、単に仮想物体を奥に見せることが目的であれば、前景内部領域において仮想物体を表示しないというやり方も考えられる。しかし本論文では、前提として正確な前景情報が得られないという状況を想定しているため、与えられた前景情報が前景内部であることを示していたとしても、実際には木の葉や枝の隙間から背景が覗いている領域である可能性もある。このような場合に仮想物体を表示しなければ、図 1.2 のように仮想物体が遮蔽物の後ろで消失してしまったかのような印象を与えかねない。曖昧な前景情報のみが与えられる条件下で様々な状況に対応可能とするには、visibility-based blending によって仮想物体は常に一定の視認性で表示されていることが望ましい。

### ブレンディング手法の全体の流れ

図 4.6 にブレンディング手法の全体の流れを示す。まず、入力画像のうち現実風景画像と仮想物体画像は、 $RGB$  色空間から  $CIE L^*a^*b^*$  色空間に変換される。これらの画像は、前景領域内部における visibility-based blending と、前景-背景境界領域における bistable-transparency blending の両方に用いられる。Visibility-based blending では、第2章で実装した方法により、指定された target visibility に基づいて仮想物体全体が半透明描画される。

Bistable-transparency blending に関わる処理では、まず前処理として現実風景画像と前景確率マップの縮小スケール画像を複数生成する。これらの画像は、前景領域と背景領域の明るさを求める際に、平均窓の画像全体に対する相対的な大きさを適応的に調整する目的で使用される。具体的には、前景確率マップが正確な時は狭い範囲を覆う平均窓を使って明るさ計算を行い、逆に前景確率マップが不正確な時はより広い範囲を覆う平均窓を使う。これを行うには、平均窓自体のサイズを広げるという方法もあるが、窓のサイズを広げる

と画素へアクセスする回数が増えることで計算コストが一気に増加してしまう．このため本手法では，平均窓を広げる代わりに，平均する画像のサイズを縮小するという方法をとった．各縮小スケール画像は，3要素からなる1次元カーネル $[0.25, 0.5, 0.25]$ を水平方向および垂直方向に畳み込み，ダウンサンプリングするという手順を繰り返すことで得る．

その後は，複数スケールの現実風景画像と前景確率分布画像，仮想物体画像，visibility-based blending 結果画像を入力として，画素毎に visibility-based blending 結果，bistable-transparency blending 結果，仮想物体画像のいずれかを出力する．こうした各画素における具体的な処理については，次項で詳しく説明する．

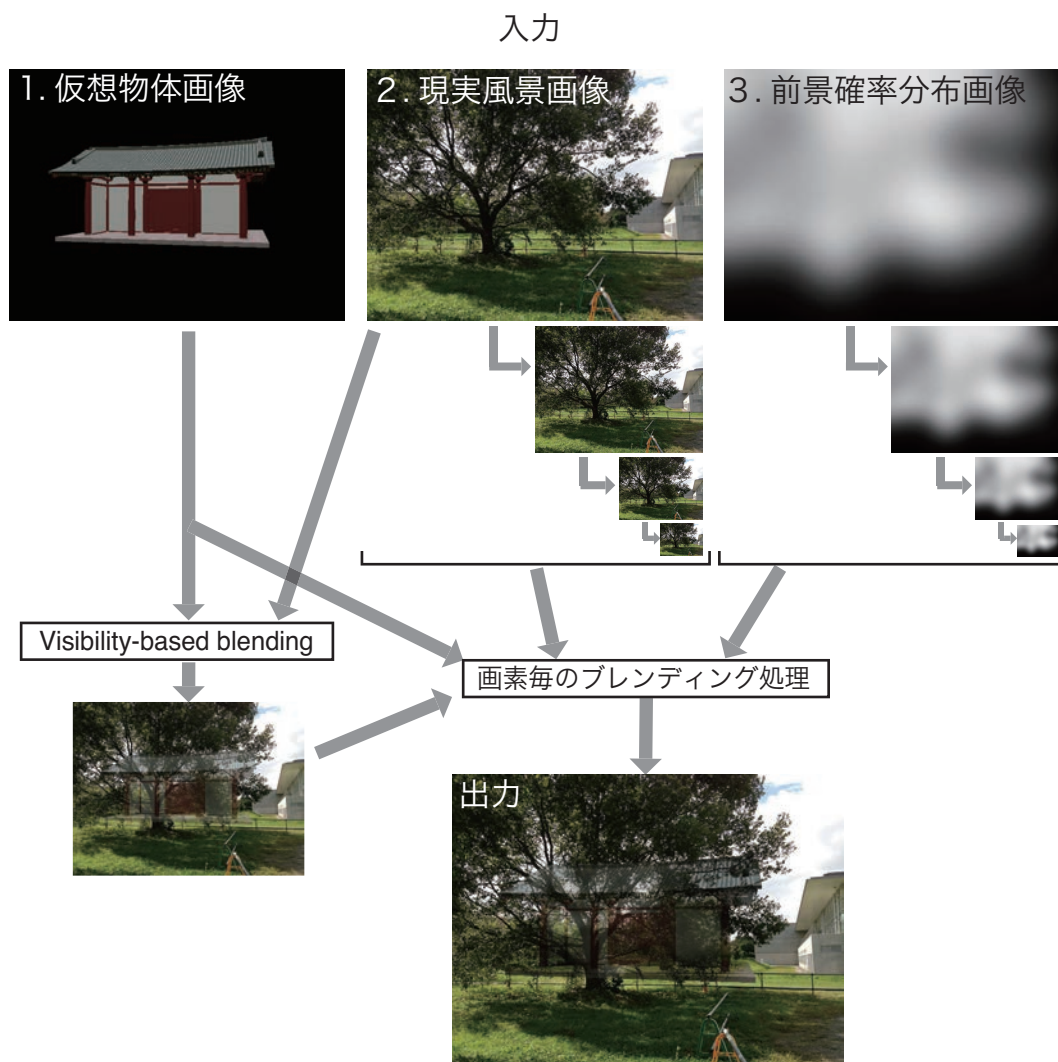


図 4.6 提案手法の大まかな流れ

### 4.3.3. 各画素における計算処理

$R_i$ ,  $V$ ,  $P_i$ をそれぞれ現実風景画像, 仮想物体画像, 前景確率分布画像の  $L^*$ チャンネルの画素値を表すものとする.  $i$  ( $=0,1,2,\dots,k$ ) は現実風景画像または前景確率分布画像のスケールを表し, スケール  $i$ における解像度は元のサイズの  $1/2^i$ 倍となるとする.

#### 明るさ ( $I_v$ , $I_f$ , $I_b$ ) の計算

平均窓内の画素の集合を  $W$  とおくと, 仮想物体の明るさ  $I_v$ , スケール  $i$ における前景領域の明るさ  $F_i$ , スケール  $i$ における背景領域の明るさ  $B_i$ は以下のようにして計算される.

$$I_v = \frac{1}{\sum_{(u,v) \in W} V_A(u,v)} \sum_{(u,v) \in W} V_A(u,v) V(u,v) \quad (4.12)$$

$$F_i = \frac{1}{\sum_{(u,v) \in W} g(P_i(u,v); \sigma)} \sum_{(u,v) \in W} g(P_i(u,v); \sigma) R_i(u,v) \quad (4.13)$$

$$B_i = \frac{1}{\sum_{(u,v) \in W} g(1-P_i(u,v); \sigma)} \sum_{(u,v) \in W} g(1-P_i(u,v); \sigma) R_i(u,v) \quad (4.14)$$

ここで,  $V_A$ は仮想物体画像の  $\alpha$ チャンネルを表す.  $g(x; \sigma)$ は, 前景確率に基づいて画素値の重みを決定する関数で, 以下のように定義される.

$$g(x; \sigma) = e^{-\frac{(1-x)^2}{\sigma^2}} \quad (4.15)$$

前景確率分布をこのような関数に通すことで, 前景らしさ・背景らしさがより高いところの画素に大きな重みを置くことができ, より正確な明るさを得ることができる. ガウス型の関数としたのは, 線形な関数よりも極端な重み付けが可能となり, かつ単純な閾値関数よりも幅広い条件下で安定動作することが期待されるためである.

前景領域の明るさ・背景領域の明るさとして, どのスケールで計算されたものにより重きを置くかは, そのスケール画像上の窓  $W$  内に, 前景もしくは背景らしい画素がどれだけ含まれていたかに依存して決定される. 最終的に用いられる前景領域の明るさ  $I_f$ は, 各スケール画像で得られた明るさ  $F_i$ の重み付け線形和として, 以下のような漸化式に基づいて計算される.

$$I_{f,i} = w_{f,i}F_i + (1 - w_{f,i})I_{f,i+1} \quad (i = 0,1,2, \dots, k-1) \quad (4.16)$$

この漸化式では解像度が低い方から高い方へと進んでいくため、初項は  $I_{f,i+1}=F_k$  となり、最終的に得られる  $I_{f,0}$  の値が  $I_f$  として以降の処理に用いられる。また、重み  $w_{f,i}$  は以下のように定義される。

$$w_{f,i} = t\left(\frac{\sum_{(u,v) \in W} g(P_i(u,v); \sigma)}{N}; m_w, s_w\right) \quad (4.17)$$

ここで、 $N$  は窓  $W$  内のピクセル数を表し、

$$t(x; m, s) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq m - s \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \sin \frac{\pi(x-m)}{2s} & \text{if } m - s < x < m + s \\ 1 & \text{if } m + s \leq x \end{cases} \quad (4.18)$$

である。すなわち重み  $w_{f,i}$  は、スケール  $i$  における画像上の窓  $W$  内に、前景確率が高い画素が占める割合に伴って増加し、その割合が  $m_w$  を超えると飽和し始める。

同様にして、背景領域の明るさ  $I_b$  は、以下の漸化式によって計算される。

$$I_{b,i} = w_{b,i}B_i + (1 - w_{b,i})I_{b,i+1} \quad (i = 0,1,2, \dots, k-1) \quad (4.19)$$

ここで初項は  $I_{b,i+1}=B_k$  とし、 $I_{b,0}$  の値が  $I_b$  として以降の処理に用いられる。また、重み  $w_{b,i}$  は以下のように定義される。

$$w_{b,i} = t\left(\frac{\sum_{(u,v) \in W} g(1-P_i(u,v); \sigma)}{N}; m_w, s_w\right) \quad (4.20)$$

### 前景-背景境界領域における合成処理

3つの明るさ ( $I_v$ ,  $I_f$ ,  $I_b$ ) が得られたら、4.2.4 項で説明した手順に従って、ブレンド式の選択とパラメータ  $\lambda$  の計算が行われる。そして、得られた  $\lambda$  を用いて仮想物体画像の画素値  $V$  と現実風景画像の画素値  $R_0$  を合成する。この時点におけるブレンド結果を  $O_{temp}$  とおくと、

$$O_{temp} = \begin{cases} \lambda VR_0 + (1 - \lambda)R_0 & \text{if } I_f \leq I_b \\ \lambda\{1 - (1 - V)(1 - R_0)\} + (1 - \lambda)R_0 & \text{if } I_f > I_b \end{cases} \quad (4.21)$$

とかける.

透明視表現においては，仮想物体の視認性が最低限保証されることが望ましい．しかしながら，式 4.21 による合成結果は，前景領域の明るさと背景領域の明るさが互いに近い値となる場合に  $\lambda$  が 0 に近くなり，仮想物体がほとんど完全に見えなくなってしまう．これを防ぐため，本手法では， $I_f$  と  $I_b$  の差が 0 付近に近づいた時は **visibility-based blending** の結果に徐々に切り替えて出力することとした．したがって，前景/背景境界領域におけるブレンディング結果は以下ようになる．

$$O_{border} = \omega O_{temp} + (1 - \omega)O_{vis} \quad (4.22)$$

ここで， $O_{vis}$  は **visibility-based blending** の結果を表す．また，

$$\omega = t(|I_f - I_b|; m_\omega, s_\omega) \quad (4.23)$$

である．

別の方法として，**visibility-based blending** の結果を用いるのではなく，**multiplicative blending** や **inversed-multiplicative blending** の合成式を用いたまま， $\lambda$  を一定以下に下げないようにするという方法も考えられる．**Visibility-based blending** では **unique transparency** を生じる可能性があるため，こちらの方が一見都合がよい．しかし，この方法ではブレンディング結果に不連続性が生じ得るという問題がある．例えば，隣り合う画素間で  $I_f$  と  $I_b$  の大小関係が逆転した場合，結果が突然変化してしまう．これを防ぐために式 4.23 のような重み関数を用いて滑らかに結果が切り替わるようにすることも可能であるが，**multiplicative blending** と **inversed-multiplicative blending** の合成式を足し合わせると結局アルファブレンディングと同一の式になるため，やはり **unique transparency** を生じる可能性が出てくる．したがって，視認性を統制できる分 **visibility-based blending** の出力を用いる方がよい結果が得られやすいと考え，上述したような仕様とした．



### 最終的なブレンディング結果

はじめに述べた通り，奥行き順序知覚モデルに基づくブレンディング結果(式 4.22)は前景-背景の境界付近でのみ表示される．境界付近から離れた前景領域内では，第 2 章で提案した visibility-based blending を用いて仮想物体の半透明描画を行い，背景領域内では，ブレンディングは行わず仮想物体を不透明に描画する．

現在の画素が前景-背景境界であるか否かの判定は，前景確率分布画像  $P_j$  上の窓  $W$  内に占める前景画素の割合に基づいて行われる．すなわち，

$$r = \frac{\sum_{(u,v) \in W} P_j(u,v)}{N} \quad (4.24)$$

が 1 に近ければ，その画素は前景領域内部に，0 に近ければ背景領域に，その中間であれば，前景-背景境界領域付近にあると考えられる．この際のスケール  $j$  は任意に選んでよいが， $j$  が大きいほど元の解像度に対する窓のサイズは大きくなるため，ピクセル間の割合の遷移の仕方が滑らかになる．

最終的なブレンディング結果は以下のように 3 つの値の線形和として与えられる．

$$O = \psi_{in} O_{vis} + \psi_{out} V + (1 - \psi_{in} - \psi_{out}) O_{border} \quad (4.25)$$

ここで，

$$\psi_{in} = t(r; m_\psi, s_\psi) \quad (4.26)$$

$$\psi_{out} = t(1 - r; m_\psi, s_\psi) \quad (4.27)$$

である．

なお，これで得られる結果は  $L^*a^*b^*$  色空間上の  $L^*$  チャンネルの値であるため，結果を表示する前に RGB 色空間に変換し直す必要がある．

## 4. 4. 実験

本節では，前節で提案したブレンディング手法が，実際に現実風景画像に仮想物体を合

成する場面において機能するかどうかを調べる。最初に実験環境やパラメータ設定等の実験条件について記述した後、提案手法を用いてブレンディングを行った結果を示す。さらに、ブレンディング結果に対し実際に奥行き順序知覚の改善が見られるかを調べたユーザーテストの結果を示す。

#### 4.4.1. 実験条件

##### 入力画像

解像度 640x480 の現実風景画像に仮想物体をブレンディングした。仮想物体は、現実風景画像中の前景領域である遮蔽物と重なるように表示した。

前景確率分布画像は、以下の手順によって手動生成した。まず、現実風景画像中の前景領域を手動で可能な限り正確に塗りつぶすことにより、理想的な前景確率分布画像を生成した。次に、この画像全体に対しガウシアンブラーをかけることで、前景確率分布画像の精度を落とした。

##### パラメータ設定

Visibility-based blending の target visibility は、最低限仮想物体が認識できる水準でなければならないが、大きすぎると仮想物体が奥に見えなくなる。最適な値は仮想物体の奥行き手がかりがどれだけあるかに依存すると考えられるため、経験的に決定することが望ましい。具体的には、運動視差や両眼視差等が得られる状況にあれば少し大きめの値に設定し、それらがなければ小さめに設定する方がよい。ここでは、target visibility は 0.8 に設定して実験を行った。

その他のパラメータ設定は、以下の表 4.1 に示した。これらのパラメータは、画像の解像度や得られる前景確率分布画像の正確性に依拠して決定することが望ましい。例えば、高い解像度の画像を使う際には、低い解像度の時よりも広い範囲の画素を含む平均窓を用いなければ、合成結果の見た目の滑らかさは減ってしまう。ここでは、縮小スケール画像の数は3つまでとし( $k=3$ )、窓  $W$  のサイズは  $16 \times 16$  画素とした。したがって、元の解像度の画像上で考えると、窓  $W$  は  $i=1$  では  $32 \times 32$ 、 $i=2$  では  $64 \times 64$ 、 $i=3$  では  $128 \times 128$  画素の範囲を覆うことになる。

パラメータ

実験で用いた値

k	3
W	16x16
$\sigma$ (式4.15)	0.25
$m_w$ (式4.17, 4.20)	0.1
$s_w$ (式4.17, 4.20)	0.1
$m_\omega$ (式4.23)	0.1
$s_\omega$ (式4.23)	0.1
j (式4.24)	1
$m_\psi$ (式4.26, 4.27)	0.2
$s_\psi$ (式4.26, 4.27)	0.2

表 4.1 実験で用いたパラメータ.

## 実験環境

実験には一般的なパーソナルコンピュータ (OS: Windows 7, CPU: Corei7 2.93 GHz, RAM: 8GB, GPU: nVIDIA GTX 550Ti 1024MB) を用いた. 提案したブレンディング手法は, 全てプログラマブルシェーダ(GLSL)上に実装した. 計算は全て画素毎に行われるため, GPU 上で並列処理することにより高速化が可能となる.

計算速度は仮想物体が画面を占める割合に依存するが, 常に実時間で動作した. 具体的には, 仮想物体が画面を占める割合が 1/4 程度であれば 60FPS 以上で, 1/2 では約 20FPS で動作した. 仮想物体が画面全体を占める時は 15FPS 程度となったが, 実装を工夫することでブレンディング結果の品質を大きく落とすことなく高速化することも可能である. 例えば, ブレンディングのパラメータ計算を 1/2 にサンプリングした画素で行い, ブレンディング自体は元の解像度で行えば計算コストを大きく減らすことができる.

### 4.4.2. ブレンディング結果の比較

本項では bistable-transparency blending の効果を調べるため, 前節で提案した bistable-transparency blending を含む透明視表現手法による結果と, bistable-transparency blending を用いずにブレンディングを行った結果の比較を行った.

#### 比較対象となるブレンディング方法

比較対象である「bistable-transparency blending を用いないブレンディング結果」は、以下の2通りの方法を用いて生成した。

比較手法 1. 提案手法において前景-背景境界領域で行われていた bistable-transparency blending を、visibility-based blending の結果に置き換えてブレンディングを行う。すなわち、式(4.25)の  $O_{border}$  を  $O_{vis}$  に置き換える。

比較手法 2. 「Visibility-based blending による半透明合成結果」と「仮想物体を不透明に描画した結果」とを、前景確率分布画像の画素値を  $\alpha$  値として用いたアルファブレンディングにより合成する。

比較手法 1 は前景確率分布を提案手法と同様に扱っているのに対し、比較手法 2 は前景確率分布画像を単純に  $\alpha$  チャンネル画像のように扱う。このため比較手法 2 は前景確率分布を最も安直に用いた例と言える。基本的に、比較手法 1 では比較手法 2 と比べて前景-背景境界領域の視認性がより低くなる。なお提案手法では、前景と背景の明るさが等しいときは前景-背景境界におけるブレンディング方法が visibility-based blending に切り替わるため、この際は提案手法と比較手法 1 は全く同じ結果になる。

## ブレンディングの結果

提案手法によるブレンディング結果と比較手法 1, 2 によるブレンディング結果を図 4.7 ~4.9 に示す。ここでは、前景確率分布画像を生成する際に加えたガウシアンブローカーネルの標準偏差は 10 ピクセルとした。

図 4.7 では、キューブ状の仮想物体が前景領域の奥にあると想定してブレンディングを行った。比較手法 2 では、前景-背景境界領域における仮想物体の視認性は高くなるが、そのせいで仮想物体が奥にあるようには見えづらくなる。比較手法 1 では前景-背景境界領域の視認性が抑えられるため、比較手法 2 と比べると仮想物体は奥に見えやすくなると考えられる。しかし、図 4.7 の比較手法 1 の結果では、依然として仮想物体は手前にみえやすい状況となっている。これは、境界領域上の x-junction において unique transparency が生じていることが一因であると考えられる。提案手法の結果ではこうした問題が生じないようにブレンディングが行われ、比較手法と比べ仮想物体がより奥に見えやすくなっている。

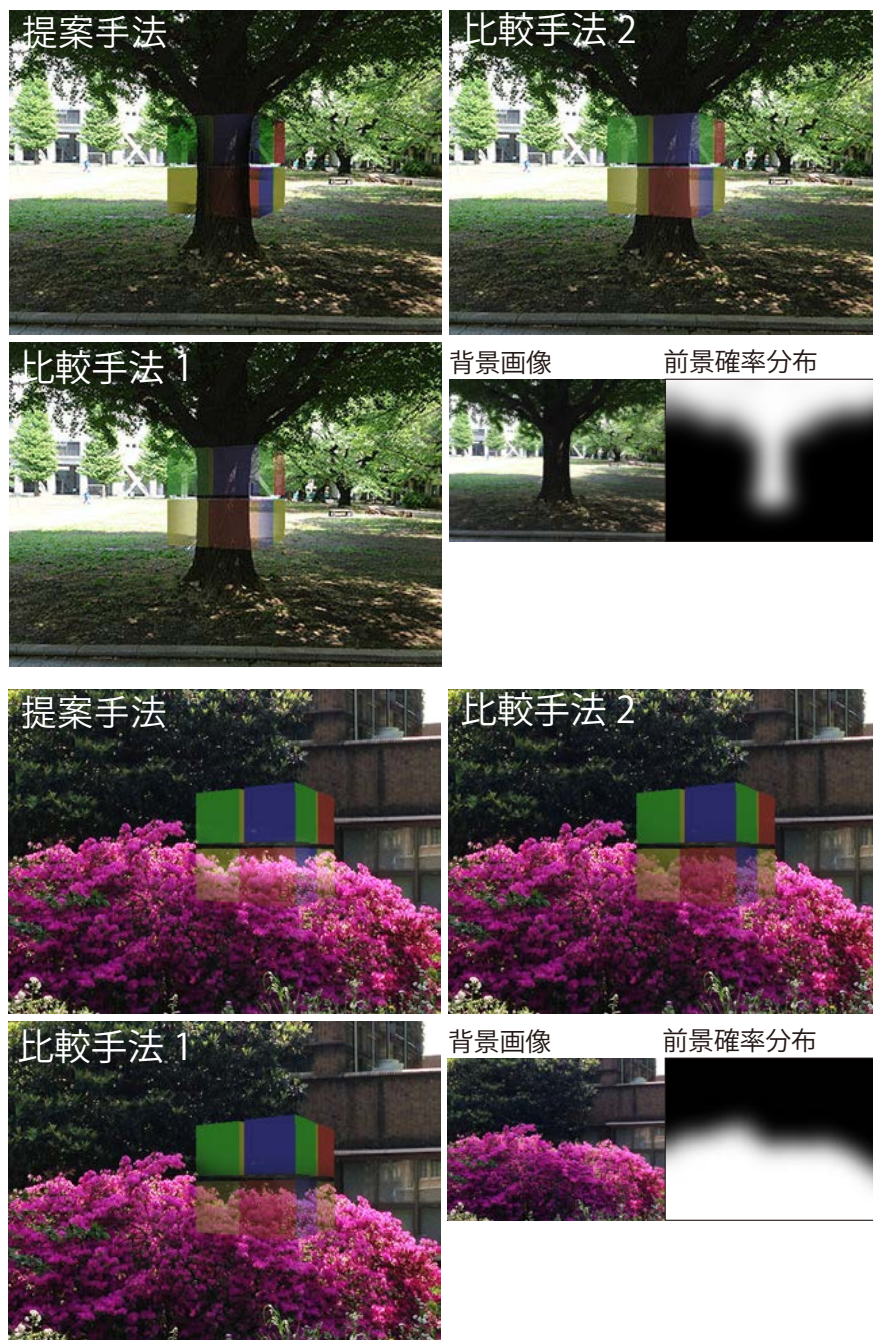


図 4.7 ブレンディング結果の比較 1.

図 4.8 には、より具体的な形状をもつ建物の仮想物体をブレンディングした結果を示す。この例では、仮想物体の形から推定される文脈が奥行き手がかりとなり得る。例えばこの場合、建物は接地していなければ不自然であるため、モデルと地面との接点が強力な奥行き手がかりとなっていると考えられる。このためか、図 4.8 では局所的に unique transparency



が生じていても、前景-背景境界領域の視認性を引き下げるだけで仮想物体は奥に見えやすくなる（比較手法 1）。ただし提案手法と比べると、比較手法 1 による合成結果は視認性の低下がやや目立つ。提案手法では、前景-背景境界領域の視認性を比較的高く保ちながら、奥に見えやすくなるように表示することができている。

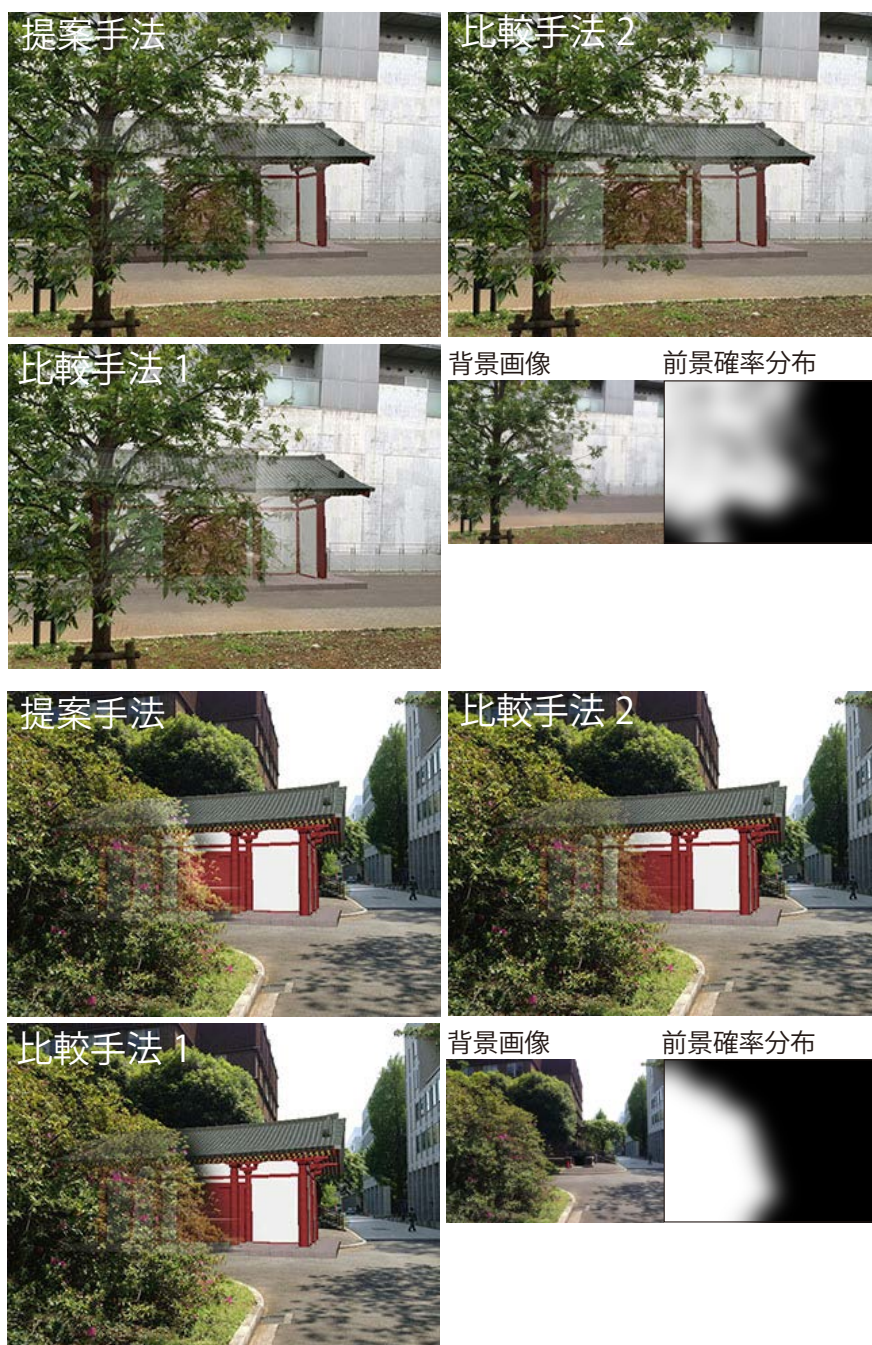


図 4.8 ブレンディング結果の比較 2.

しかしながら、前景の明るさと背景の明るさが互いに近いときは、bistable-transparency blending は visibility-based blending に切り替わるため、提案手法と比較手法 1 の合成結果はよく似たものになる (図 4.9).

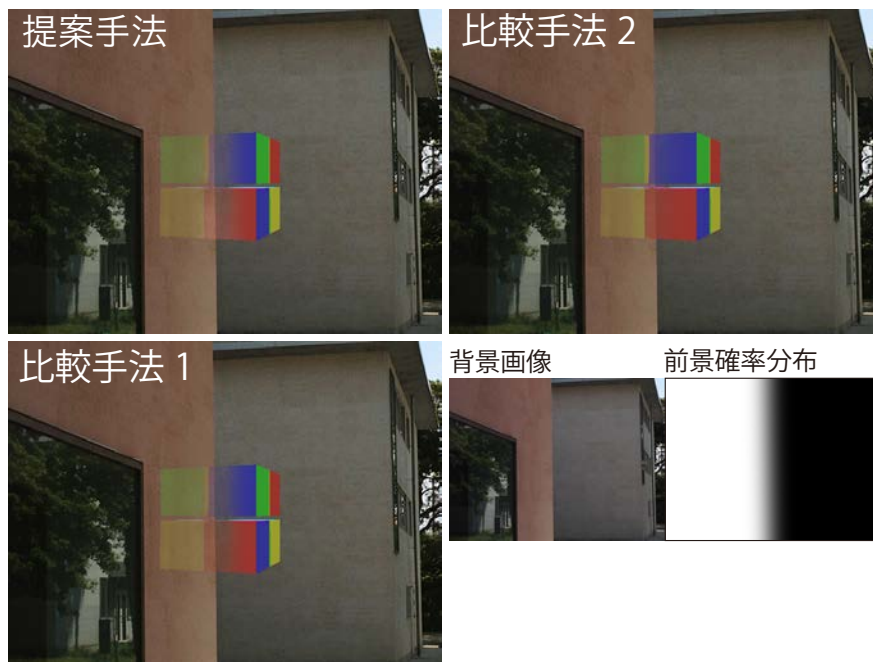


図 4.9 ブレンディング結果の比較 3.

次に、前景確率分布画像を生成する際のガウシアンブローカーネルの標準偏差を様々に変えて合成を行った結果を図 4.10 に示す。上から順に、標準偏差は 0, 5, 10, 20 ピクセルとした。提案手法では、前景確率分布の精度が高い程明るさの推定が正確になる。このため、精度が高い方がより良い結果が得られると考えられ、実際に得られた結果もそのような傾向を示していた。しかし、前景確率の精度への依存性は、前景確率を  $\alpha$  チャンネル画像のように扱う比較手法 2 より小さいと考えられ、前景確率がかなり曖昧となる場合であっても、仮想物体を奥に見えやすくする効果が見られた。一方比較手法 1 は、前景確率の精度にはほとんど依存しないが、同時に精度向上による恩恵も全くうけないという結果になった。



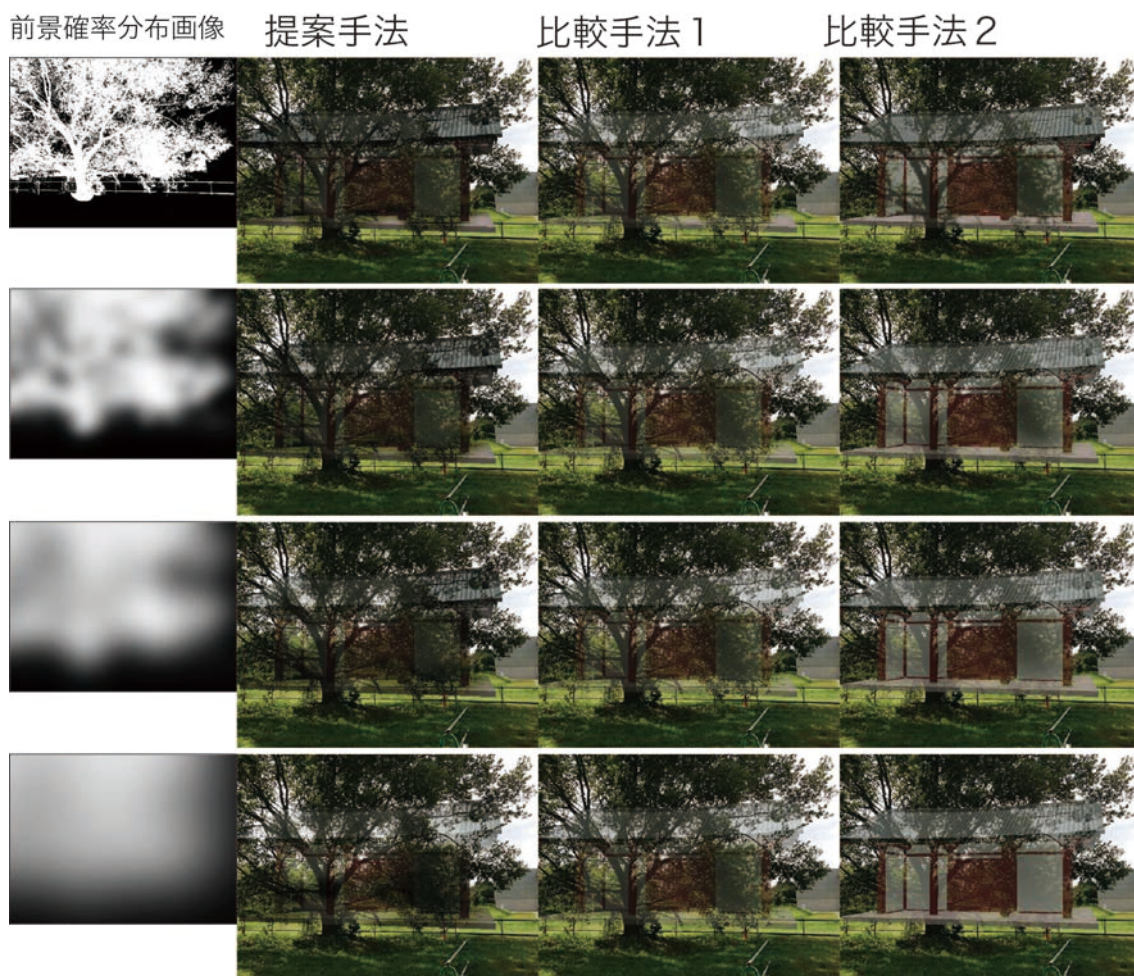


図 4.10 前景確率分布の精度の劣化に伴う合成結果の変化

#### 4.4.3. ユーザーテスト

提案手法の効果を客観的に確かめるため、ユーザーテストを行った。ユーザーテストでは、様々な現実風景画像に対して2種類の仮想物体（キューブと建物モデル）をブレンドした結果を呈示し、仮想物体が前景領域の奥に見えたか手前に見えたかを回答してもらった。ブレンド方法は提案手法の他、前節と同様に2つの比較手法を用いた。

仮想物体が奥に見えやすければ、「仮想物体が奥」と答える確率は高くなると考えられる。また、奥行き感に不自然さがなければ、より早く回答がなされると予想される。したがって、本テストでは「仮想物体が奥に見える確率」と「回答までにかかる時間」の2点から効果検証を行った。もし提案手法に効果があるなら、提案手法を用いた条件では他の比較手法を用いた条件と比べ、「仮想物体が奥に見える確率」はより高く、「回答にかかる時間」はより少なくなるはずである。



## テスト方法

### ・ 実験装置

刺激は暗室中の CRT モニタ (Sony Trinitron Multiscan CPD-17SF9, 17 インチ, 1024 x 768 pixels, リフレッシュレート 75Hz, 平均輝度 44.6 cd/m<sup>2</sup>) 上に呈示した。テスト参加者は顎台で頭を固定し両眼で刺激を観察した。観察距離は 114cm であった。

### ・ テスト参加者

提案手法や実験目的について知識のない男女 18 名 (19-38 歳) がテストに参加した。

### ・ 刺激と条件

キューブ型の仮想物体がブレンドされる「抽象オブジェクト条件」と、建物モデルの仮想物体がブレンドされる「具象オブジェクト条件」でテストを行った。抽象オブジェクト条件では 12 枚の異なる現実風景画像上に、具象オブジェクト条件では 8 枚の異なる現実風景画像上にブレンディングが行われた。ブレンディング方法は提案手法の他、前節と同じ 2 つの比較手法を用いた。すなわち、全部で  $(12+8) \times 3 = 60$  種類の刺激パターンが存在した。なお、比較手法を用いた刺激画像では少なくとも各画像中いずれかの *x-junction* において *unique transparency* が生じており、理論的には仮想物体が奥に見えにくい条件となっていた。ブレンディングに用いた前景確率分布画像は、標準偏差が 10 ピクセルのガウシアンブラーカーネルを用いて生成した。以下の図 4.11 に抽象オブジェクト条件に刺激を、図 4.12 に具象オブジェクト条件の刺激を載せた。

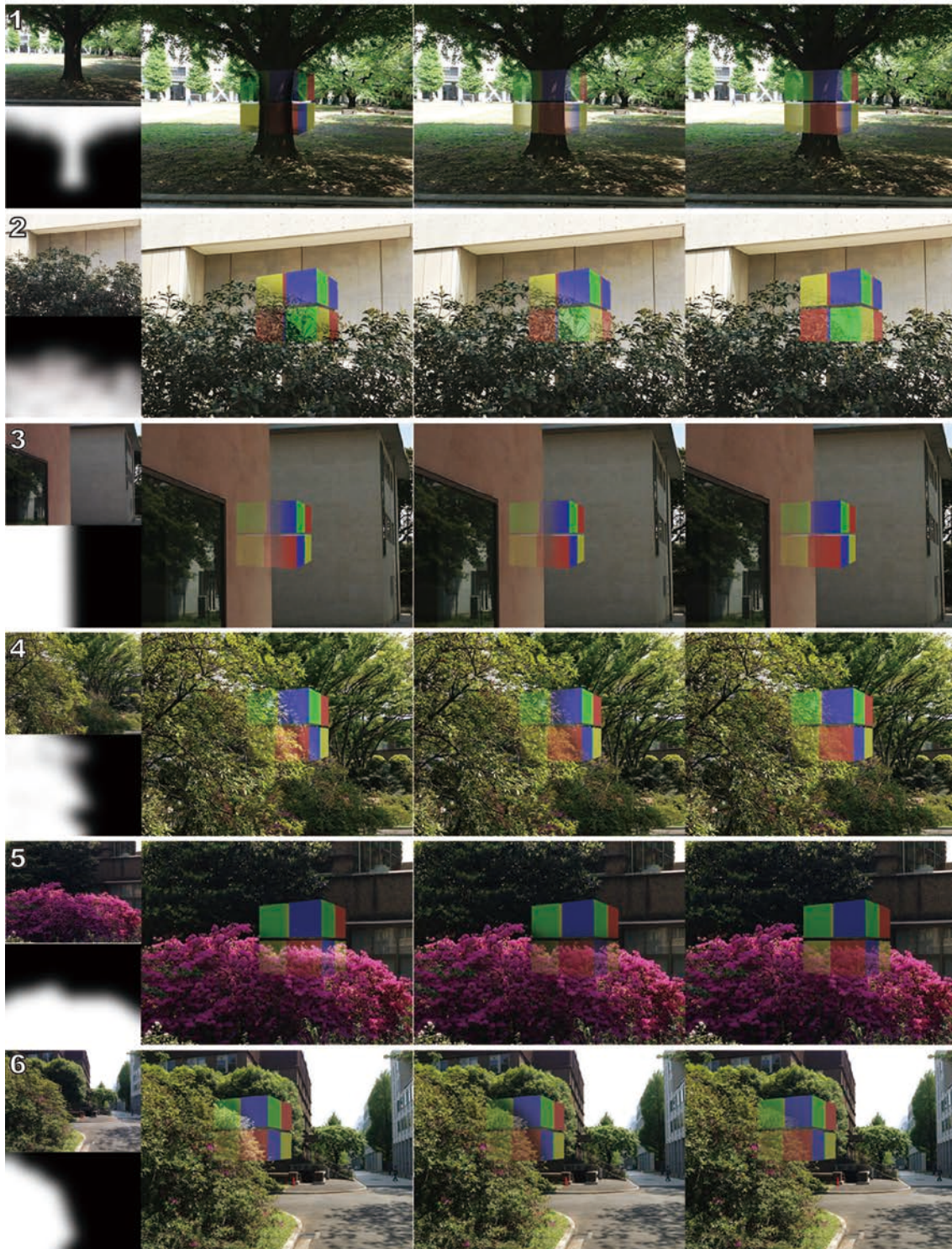
現実風景画像 /

前景確率分布画像

提案手法

比較手法 1

比較手法 2





現実風景画像 /

前景確率分布画像

提案手法

比較手法 1

比較手法 2



図 4.11 抽象オブジェクト条件の刺激画像

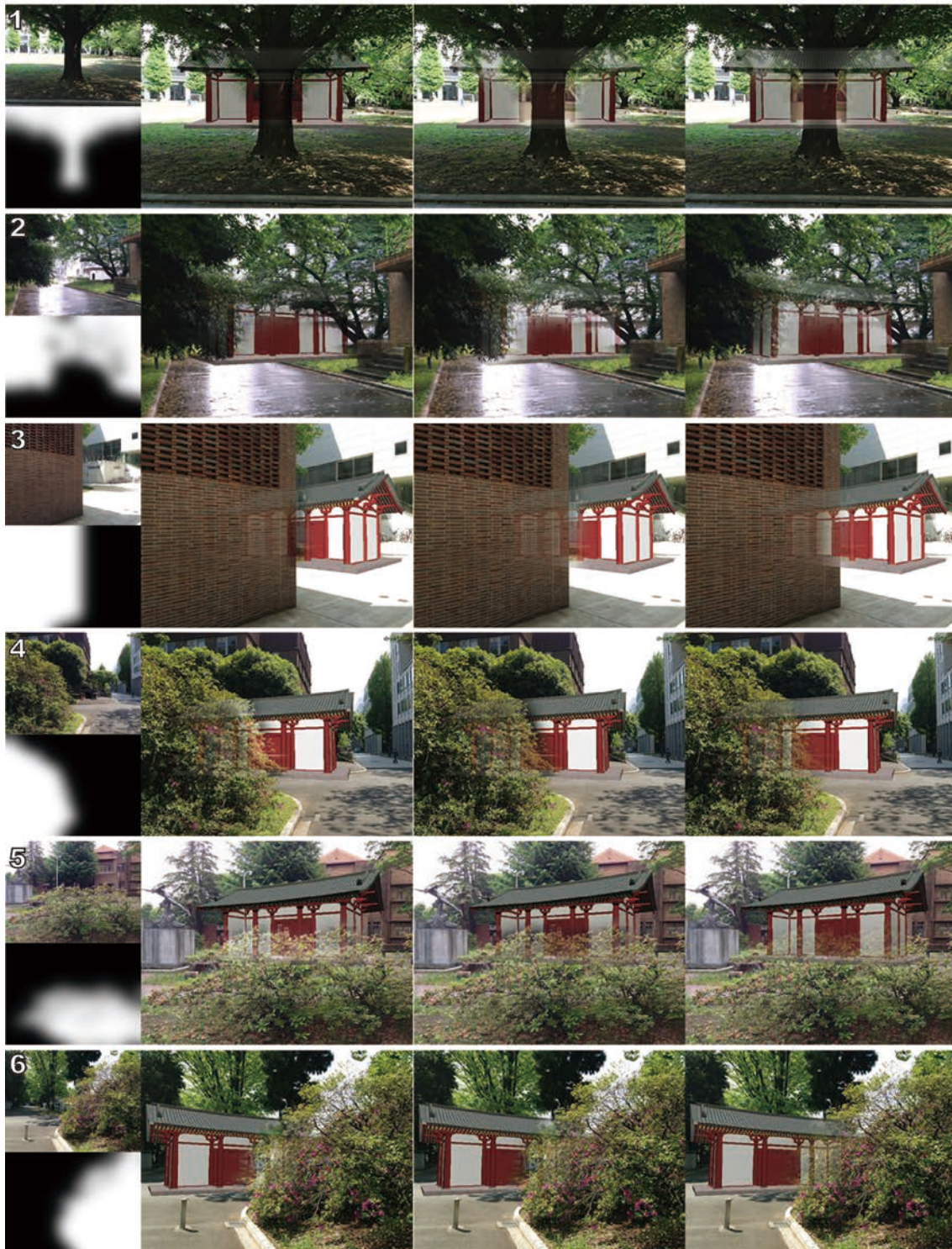


現実風景画像 /  
前景確率分布画像

提案手法

比較手法 1

比較手法 2



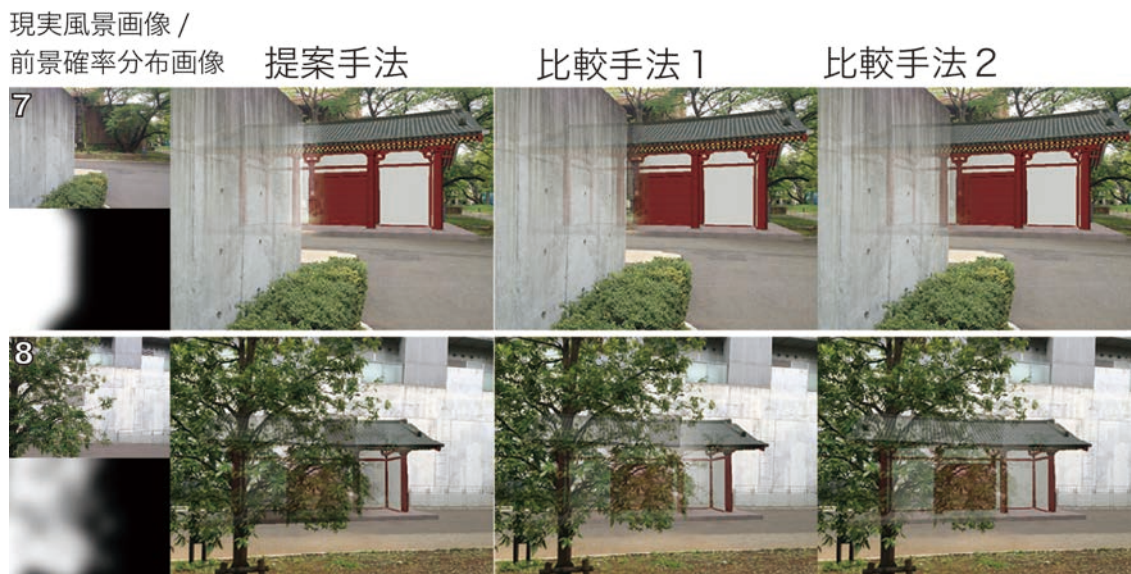


図 4.12 具象オブジェクト条件の刺激画像

・ 手順

モニタ上に、図 4.13 のような、テスト刺激（左）と 2 つの選択肢（右）から構成される画面が呈示された。選択肢は、仮想物体が現実風景中の前景領域よりも手前にあるように描画された画像と、奥にあるように描画された画像の 2 つであった。テスト参加者は、左のテスト刺激を見て、ブレンドされた仮想物体が現実風景画像中の前景領域よりも手前に見えたか奥に見えたかを、右に表示された選択肢のうちから 1 つを選択することで回答した。テスト参加者には直感に従いなるべく早く回答するよう教示し、刺激呈示から回答までの時間も測定した。

抽象オブジェクト条件と具象オブジェクト条件は別々のセッションで行い、いずれの参加者も具象オブジェクト条件を終わらせた後に抽象オブジェクト条件に移った。それぞれの条件内では、刺激の呈示順序はランダムであった。





図 4.13 テスト画面の様子.

## テスト結果

テスト結果を図 4.14 に示す. 上段の結果は「仮想物体が奥に見えた確率」を, 下段の結果は回答にかかった時間をまとめたものである. 図の横軸上で”All”と記したデータは, 全参加者の全背景画像に対する結果をまとめて算出したものを表し, それ以外のデータは全参加者の結果を背景画像毎にまとめたものを表す.

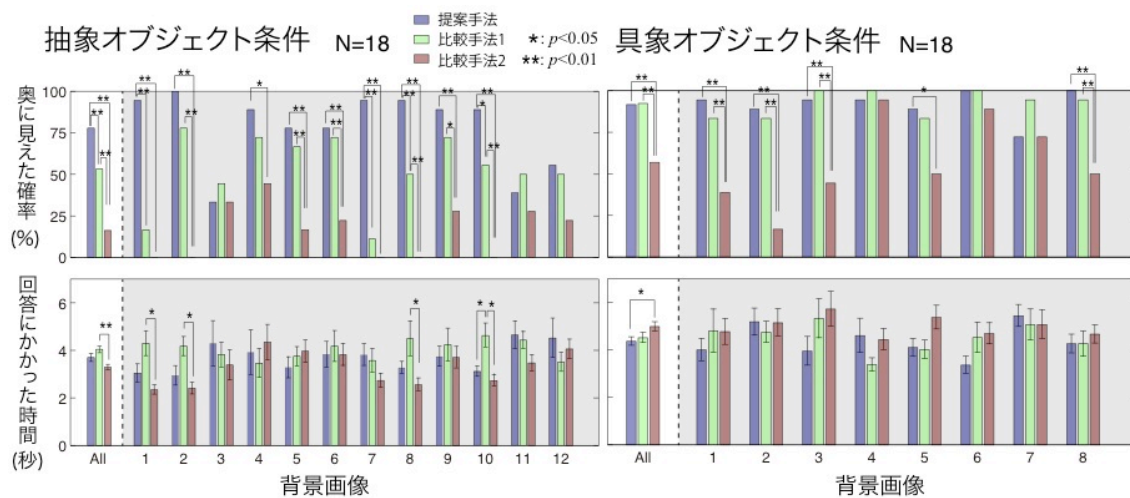


図 4.14 ユーザーテストの結果.

### ・抽象オブジェクト条件の結果

まず、抽象オブジェクト条件の結果からみていく。「仮想物体が奥に見えた確率」は、全刺激のデータをまとめた結果(“All”)では「提案手法>比較手法1>比較手法2」となっていた。χ<sup>2</sup>検定の結果、「仮想物体が奥に見えた確率」がブレンディング手法に有意に依存することが認められた(χ<sup>2</sup>=166.09, df=2, p<0.001)。また、ブレンディング手法のペア毎に母比率の差の検定を行った結果、いずれのペアの間にも有意差が見られた(全て p<0.001)。背景画像毎のデータについても同様の解析を行い、χ<sup>2</sup>検定の結果が有意であった場合は各ブレンディング手法ペアについて母比率の差の検定を行った。グラフの p 値はこの検定結果を表している(p 値はライアン法に基づき補正した)。結果は背景画像によって異なっており、画像中の背景領域と前景領域の明るさが比較的大きい条件で、提案手法の効果が大きくなるという傾向が見られた。ただし、提案手法の方が有意に「仮想物体が奥に見える確率」が小さくなるような条件はなかった。

「回答にかかった時間」は、全刺激のデータの平均をみると「比較手法1>提案手法>比較手法2」となっていた。ブレンディング手法(3水準)と背景画像(12水準)をそれぞれ要因とした2要因分散分析を行った結果、ブレンディング手法の主効果が有意に認められた(F(2,34)=6.20, p<0.01)。多重比較(ライアン法)の結果、「回答にかかった時間」は比較手法1と比較手法2との間(p<0.01)で有意な差が認められた。提案手法とその他の手法の間には有意差は見られなかった。また、ブレンディング手法と背景画像の2要因間に交互作用も見られたため(F(22,374)=1.75, p<0.05)、背景画像毎にブレンディング手法の単純主効果も調べた。単純主効果が有意であった条件では多重比較も行い、各ブレンディング手法ペア間について有意差が見られるかも調べた。その結果、一部の刺激において提案手法の方が比較手法1よりも有意に回答時間が短かったことがわかった。

こうした「回答にかかった時間」のデータからは、「仮想物体が奥に見えた確率」が50%に近い条件程、回答までの時間が長くなるという傾向を見いだすことができた。比較手法2において回答時間が短くなったのは、仮想物体がはっきりと手前に見えることが多く、回答に迷いが生じなかったことを示していると考えられる。

以上より、抽象オブジェクト条件の結果は、全体としてみると提案手法の効果を裏付けるものであったといえる。

### ・具象オブジェクト条件の結果

次に、具象オブジェクト条件についてみていく。全刺激のデータをまとめた結果(“All”)では「仮想物体が奥に見えた確率」は「比較手法1 ≈ 提案手法 > 比較手法2」であった。 $\chi^2$ 検定の結果、「仮想物体が奥に見えた確率」がブレンディング手法に有意に依存することが認められた ( $\chi^2=74.73, df=2, p<0.001$ )。また、ブレンディング手法のペア毎に母比率の差の検定を行った結果、比較手法1と比較手法2の間と、比較手法1と提案手法の間にそれぞれ有意差が見られた (いずれも  $p<0.001$ )。一方、比較手法1と提案手法の間には有意差はみられなかった。背景画像毎のデータについても同様の解析を行い、 $\chi^2$ 検定の結果が有意であった場合は各ブレンディング手法ペアについて母比率の差の検定を行った。グラフの  $p$  値はこの検定結果を表している。結果は背景画像によって多少異なるが、概ね全体の結果(“All”)と似た傾向を示しており、比較手法1と提案手法において、「仮想物体が奥に見えた確率」が高くなっていた。

「回答にかかった時間」は、全体の平均をみると「提案手法 < 比較手法1 < 比較手法2」であった。抽象オブジェクト条件のときと同様にブレンディング手法(3水準)と背景画像(8水準)をそれぞれ要因とした2要因分散分析を行った結果、ブレンディング手法の効果が有意に認められた ( $F(2,34)=3.66, p<0.05$ )。多重比較を行った結果、提案手法と比較手法2のペア間にも有意差が見られた ( $p<0.05$ )。

以上より、「仮想物体が奥にみえやすい」という点で、提案手法は比較手法2よりも優れていることが確かめられた。しかし一方で、提案手法が比較手法1よりも優れていることは示されなかった。比較手法1は、前景-背景境界領域における仮想物体の視認性を単に引き下げようとするブレンディング手法であるといえるため、x-junction 付近で unique transparency を生じ得る。このため理論的には仮想物体が奥に見えにくくなると予想された。そのような傾向は実際に抽象オブジェクト条件で確認されたが、具象オブジェクト条件ではほとんどみられなかった。これは、具象オブジェクト条件では建物と地面の接地関係等といった x-junction 以外の手がかりが強く影響したためであると考えられる。したがって、具象オブジェクト条件では、前景-背景境界領域の仮想物体の視認性を引き下げることで正しい奥行き感を出すことはある程度可能であると思われる。

しかし、前景-背景境界領域の仮想物体の視認性を大きく引き下げることは、実際の前景領域の外側でも仮想物体が非常に見えづらくなってしまいうような作用をもたらす。これに対し提案手法では、前景-背景境界領域においても可能な限り視認性が高く保たれる



(刺激#1 など). これをふまえて実験結果をみると, 提案手法は, 比較手法 1 よりも高い視認性を保ったまま, 比較手法 1 と同程度の効果を得ることができたと解釈することができる.

#### 4.4.4. 考察

本節の実験では, 提案手法が実用的な場面において機能することを確かめた. 特に, 前景情報が曖昧な場合でも効果が見られたという点で意義が大きい. 例えば, 屋外環境では計測条件が固定できない上, 木の葉や茂み等の複雑な輪郭を持った遮蔽物が多いため, 前景となる領域を精密に特定することは難しい. このような条件下で遮蔽処理や透明視表現を行う場合には, 提案手法によるブレンディング処理が有効となる場面がでてくる.

一方で, 提案手法には限界や課題も存在している. まず, bistable-transparency blending におけるパラメータ  $\lambda$  の決定が, 「x-junction 周りの輝度」という光学的要因のみを考慮した知覚モデルに基づいていたという点が挙げられる. 実際にはこのような光学的要因以外にも奥行き手がかりが存在していることは多いため, それによって「仮想物体が奥に見える確率」はモデルで予測されるよりも向上すると考えられる. したがって, 理想的には, 現在得られている奥行き手がかりの量に基づいて, パラメータ  $\lambda$  を引き上げてやることが望ましい. 例えば, 移動型の MR システムであれば運動視差が奥行き手がかりとして働くため, モデルの予測よりも  $\lambda$  を引き上げることで, 仮想物体の視認性をさらに向上させることができる.

また, 提案手法中で行われる前景/背景の明るさ推定方法が, 高コントラストのテクスチャ領域において大きな誤差を生じるという問題もある. 提案手法は前景確率分布の精度に応じて明るさを計算するための平均窓の範囲が増すような実装を行った. このため, 前景確率分布の精度が低く, かつ平均窓内に高コントラストのテクスチャが存在していた場合, 明るさの計算結果が真値から大きく外れることになる. このような時は, bistable-transparency blending の結果が正しく得られず, 多くの場合仮想物体の透明度が必要以上に高くなってしまう. さらに, 高コントラスト・高周波数のテクスチャが存在する場合, 「4つの領域から構成される x-junction」という状況が局所的に見ても成立し得なくなる. 第3章で得られた奥行き順序知覚モデルは, このような場合には正しく予測を立てることはできない. こうした状況をより正確に扱えるようにするためには, テクスチャが存在する場面の奥行き順序知覚も説明できるようにモデルを拡張し, ブレンディング手法に組み

込む必要がある。

## 4.5. まとめ

本章では，第3章で得られた **bistable transparency** 図形に対する奥行き順序知覚モデルに基づき，仮想物体が現実の遮蔽物の奥に知覚されやすくなるようなブレンディング手法を提案した．提案手法では，曖昧な前景確率分布を与えるだけで，複雑な輪郭をもった遮蔽物が存在するシーンにおいても遮蔽矛盾を抑えることが可能となることが実験により確かめられた．精度の低い前景確率分布画像であれば，低コストの前景判定アルゴリズムによっても自動生成することができる．また，提案手法自体も，局所的な処理のみで合成を行うため，プログラマブルシェーダ上に実装することで高速に動作する．したがって，提案手法と低コストの前景判定手法を用いることで，実時間でも幅広い環境下で遮蔽処理を行える MR システムが実現可能となる．

## 第5章 結論

### 5.1. まとめ

正確な前景情報の獲得や実時間での前景領域の切り出しが難しい屋外環境等におけるMRシステムでは、「前景領域中に仮想物体を表示しない」という遮蔽処理手法を用いると仮想物体が前景領域付近で唐突に消失したように見えるという問題が生じ得る。本論文ではこうした問題に対処するため、視覚系の特性を利用することで仮想物体が現実の遮蔽物（前景）の奥に透けて見えるような半透明描画手法の開発を行った。具体的には、初期視野の特性を利用して仮想物体の視認性を自由に操作可能とするブレンディング手法と、透明視知覚の特性を利用して仮想物体がより奥に見えやすくするブレンディング手法をそれぞれ提案し、これらを組み合わせて実装を行った。

#### 5.1.1. 視認性に基づくブレンディング手法の開発

第2章では、半透明描画を行う際に、仮想物体の視認性が背景によらず一律に保たれるような **visibility-based blending** を開発した。通常のアльфаブレンディングによる半透明描画では、背景のコントラストや明るさ等により仮想物体の視認性が大きく変動する問題があった。本手法では、コントラスト感度やコントラストマスキング等の視覚系の特性を考慮した視認性予測モデルを利用することで、任意に視認性を設定して仮想物体を半透明描画することができる。また、視認性予測モデルの高速化やGPU上での実装を行うことで非常に高速な実時間処理を可能とした。本論文では、仮想物体が遮蔽物の奥に透けて見えるような透明視表現を行うために **visibility-based blending** を用いたが、この手法が役立つ場面は他にも数多く存在する。例えば、仮想物体が現実の障害物の手前にあるとき、ユーザーが障害物の存在を認識しやすくするように仮想物体の視認性を動的に調節するような用途にも使える。また、複合現実感システムに限らず、完全な仮想空間システムや画像処理ソフトウェア等でも、2つの画像をブレンディングする際に視認性を調節する手段として使用可能である。さらに第2章では、視認性予測モデルの別の応用例として、オプティカルシースルーデバイス上に表示された仮想情報の視認性を適応的に向上させることができる **visibility-enhanced blending** も提案した。オプティカルシースルーシステムでは、一般に仮想情報は常に半透明表示されるため、背景による視認性の変動が避けられない。オプティカルシースルー型のデバイスは現在一般ユーザーが使えるようなものが次々と市場に出てき

ているため、提案手法が役に立つ場面も増えていくと考えられる。

### 5.1.2. 透明視知覚を利用した奥行き順序知覚の改善

視認性の問題が解決しても、単純に半透明表示するだけでは仮想物体が奥に見えづらいという問題もあった。そこで本論文の第3章と第4章では、仮想物体を遮蔽物の奥に見えやすくするために、*bistable transparency* という透明視知覚現象を利用したブレンディング手法の開発を行った。このうち第3章では、2つの面が重なったような *bistable transparency* パターンを見た時に、一方の面が奥に見える確率がパターンを構成する各面の輝度によって予測できるような奥行き順序知覚モデルを心理物理実験によって推定した。推定されたモデルによると、2つの面が共有する領域に対する知覚的なコントラストが大きい領域を含む面が奥に見えやすくなるということがわかった。また、過去の一部の研究で示唆されていた背景領域に対するコントラストの効果は、奥行き順序知覚には大きく影響しないことも確かめられた。さらに、詳細なデータの解析によりこうした知覚的な基準が物理光学的な制約に基づいておらず、視覚系独自の判断基準であることが示唆された。

第4章では、*bistable transparency* が生じるような合成式を用いて現実風景と仮想物体をブレンディングする *bistable-transparency blending* を提案した。*Bistable-transparency blending* では、第3章で得られた奥行き順序知覚モデルに従い、仮想物体が現実の前景領域の奥に見えやすくなるようにブレンディングのパラメータが自動的に決定される。実際の MR シーンの合成では、現実風景中の前景-背景境界領域に *bistable-transparency blending* を適用することで、仮想物体の奥行き順序知覚の改善を図る。前景内部の領域では、第2章で開発した *visibility-based blending* によって仮想物体の半透明表示を行う。このような実装を行うことで、例えば植物の葉や枝が重なっているようなスパーズな遮蔽物等があったときに、正確な前景の切り出しを行わずとも、仮想物体が遮蔽物の向こうに存在しているような知覚を成り立たせることが可能となる。また、曖昧な前景情報に基づいて遮蔽矛盾感を低減できるとする提案手法の効果は、実際にユーザーテストによって確かめられた。以上より、提案手法は精度の高い前景情報が得難い屋外環境等において、低コストで遮蔽処理を行うための手段として役立つことが期待される。

## 5.2. 今後の課題と展望

### 5.2.1. 提案手法の課題

提案手法に関して、今後取り組んでいくべき課題がいくつかある。まず、第4章の実装では現実風景中の遮蔽物の存在を示す「前景確率分布」を手動で生成したが、実際のMRシステム上ではこれを自動的に生成できるようにしなければならない。前景確率分布を取得するには、基本的に現実風景中の奥行きを何らかの手法で得る必要がある。その後、得られた奥行きに対し、奥行き推定時に生じ得る誤差の確率密度関数を畳み込む処理を施し、仮想物体の奥行きとの差分をとることで前景確率が得られる。例えば、常に移動しつづける移動型MRシステムでは、自己の並進速度と回転速度がわかっているならば、オプティカルフローから奥行きを推定することが可能である。オプティカルフローにブロックマッチングを用いるのであれば、ブロックのサイズやサンプリング頻度から誤差の大きさを決定するという方法が考えられる。レンジセンサー等の機材を用いる場合も、機器の仕様に基づき、距離に応じて誤差の大きさを求めることができるだろう。

また、論文中では静止画像に対して仮想物体のブレンディングを行っていたが、実際のMRシステムは当然動画に提案手法を適用することになる。その際はフレーム間の連続性が保たれるように、ブレンディングパラメータとして過去数フレーム分の平均を用いるといった工夫を行わなければならない。

最後に、提案手法はビデオシースルー型の画像呈示装置を想定していたため、このままではオプティカルシースルー型の装置上で使用することはできない。現状のオプティカルシースルーデバイスでは、仮想物体は常に現実風景よりも明るくなるよう表示される。このため、仮想物体が周囲よりも暗くなるような **multiplicative blending** によるブレンディング結果は実現不可能となる。オプティカルシースルーデバイス上で **bistable-transparency blending** を行うには、新たな合成式とその最適化の方法を考案しなければならない。

### 5.2.2. 知覚ベースの整合性問題解決手法の展望

本論文では、現実と仮想の遮蔽関係の整合性を得るために、視覚系の特性を利用して解決にあたるという手段をとった。整合性問題を解決する手段としては、周辺環境の物理的なパラメータを測定し、それを仮想物体の描画に正しく反映することが最も理想的といえる。しかしながら、計算コストや使える測定機材等の条件により、常にそうした処理が行えるとは限らない。また、オプティカルシースルー型のシステムでは、わずかな遅延でも

時間的整合性を損なうため[86][87]、物理的に完全な幾何的・光学的な整合性を実現するのはさらに難しくなる。こうした条件下では、本論文で提案したように、知覚の特性を利用し、「物理的には正しくないが知覚的に違和感の少ない」MR世界を構築するという手法が必要となるだろう。

本論文では奥行き関係という幾何的整合性問題に取り組んだが、知覚ベースの手法は光学的整合性問題に対しても大きく貢献できると考えられる。例えば、仮想物体に正しく陰影づけをしたり、光沢のある仮想物体に対して正しい鏡面反射を再現したりするためには、周囲の光源環境を取得しなければならない。しかし、仮想物体を置いた場所の光源環境を取得するには、それぞれの場所にカメラや参照物体を置くなどする必要があり[2][88][89]、MR環境を構築するためのコストが非常に高い。しかし、ユーザーから見ても実際にその場所の光源環境がどうなっているかは分からないことも多いため、物理的に正しい整合性の実現はそこまで重要でない可能性もある。実際、Nakanoら[90]は仮想物体に与える影の精度がどの程度あれば十分であるか検証し、ヒトの視覚の影の不整合に対する許容度が大きいことを明らかにした。同様に、光沢のある仮想物体の鏡面反射成分についても、どの程度正確な再現が求められるのか調べることで、大幅なコストの削減に繋がられるかもしれない。また仮想物体自体の質を上げて現実と馴染みやすくするには、ヒトの質感知覚の特性を知ること重要であると考えられる[91][92][93]。例えば、金属や布、水等の質感の知覚にとってどのような特徴が重要であるか分かれば、完全な物理シミュレーションを行う必要がなくなり現実的な仮想物体の動的な生成が容易になることが期待できる。

### 5.3. 本論文の貢献

- ・視覚系の特性を考慮した視認性予測モデルを利用し、任意の視認性で高速に半透明描画が行える手法(visibility-based blending)を開発した。
- ・Bistable transparency という透明視が生じる図形を見た時の奥行き順序知覚を、図形を構成する領域の輝度から予測できるようなモデルを同定した。
- ・現実風景中の前景領域の明るさ、背景領域の明るさ、仮想物体の明るさが与えられたとき、bistable transparency が生じるようにブレンディングを行うことで、仮想物体が現実風景中の前景領域よりも奥に見えやすくすることができる半透明描画手法(bistable-transparency blending)を提案した。
- ・Visibility-based blending と bistable-transparency blending を組み合わせ、現実風景中の前景

領域を表す前景確率分布が与えられたとき，仮想物体が前景領域よりも奥に見えるような透明視表現手法を開発した．また，この手法が前景確率分布の曖昧性に対し頑健であることを示した．

## 謝辞

まずは本研究の機会をくださり、懇切なるご指導・ご鞭撻を賜った東京大学大学院情報学環 池内克史教授に深く感謝の意を表します。池内先生は著者の修士課程までの専攻内容である視覚心理学を活かした研究内容を勧めてくださり、結果として独創性の高い研究を行うことができました。

学位論文審査にあたり、貴重なご指導とご助言を頂いた東京大学大学院人文社会系研究科 佐藤隆夫教授，東京大学大学院情報学環 相澤清晴教授，東京大学大学院情報学環 苗村健教授，東京大学大学院情報学環 大石岳史准教授に感謝申し上げます。大石先生は研究の全過程を通して様々な相談に応じてくださり、有益な助言をたくさん頂きました。重ねて御礼申し上げます。

また、研究を進めるにあたり、予算の管理や事務の方面からご支援を頂いた技官の長谷川仁則氏や、松浦芳子さんをはじめとする池内研秘書皆様方に感謝致します。

最後に、生活面と精神面で支えてくれた妻と、学生生活を見守ってくれた両親に感謝します。ありがとうございました。



## 参考文献

- [1] P. Milgram and F. Kishino. A Taxonomy of Mixed Reality Visual Displays. *IEICE Transactions on Information Systems*, E77-D(12): 1321-1329, 1994.
- [2] 池内克史, 佐藤洋一, 西野恒, 佐藤いまり. 複合現実感における光学的整合性の実現. *日本バーチャルリアリティ学会論文誌*, 4(4): 623-630, 1999.
- [3] S. Dong, C. Feng, and V. R. Kamat. Occlusion handling method for ubiquitous augmented reality using reality capture technology and GLSL. *Journal of Computing in Civil Engineering* American Society of Civil Engineers, ASCE, pp. 494-503, 2011.
- [4] J. A. Leal-Meléndrez, L. Altamirano-Robles, and J. A. Gonzalez. Occlusion Handling in Video-Based Augmented Reality Using the Kinect Sensor for Indoor Registration. In *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 8259, no. 56, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, pp. 447-454, 2013.
- [5] M. Kanbara, T. Okuma, H. Takemura, and N. Yokoya. Real-Time Composition of Stereo Images for Video See-through Augmented Reality. In *IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems*, pp. 213-219, 1999.
- [6] H. Kim, S. J. Yang, and K. Sohn. 3d reconstruction of stereo images for interactions between real and virtual objects. *Signal Processing: Image Communication*, 20(1): 61-75, 2005.
- [7] A. Laurentini. The visual hull concept for silhouette-based image understanding. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16: 150-162, 1994.
- [8] J. Allard, C. Menier, B. Raffin, E. Boyer, and F. Faure. Grimage: Markerless 3d interactions. In *ACM SIGGRAPH Emerging Technologies*, 2007.
- [9] J. M. Hasenfratz, M. Lapierre, F. Sillion. A real-time system for full body interaction with virtual worlds. *Eurographics In Symposium on Virtual Environments*, pp. 147-156, 2004.
- [10] A. Ladikos and N. Navab. Real-time 3d reconstruction for occlusion-aware interactions in mixed reality. In *ISVC (1)*, pp. 480-489, 2009.
- [11] A. Criminisi, G. Cross, A. Blake, and V. Kolmogorov. Bilayer segmentation of live video. In *CVPR (1)*, pp. 53-60, 2006.
- [12] J. Sun, W. Zhang, X. Tang, and H. Y. Shum. Background cut. In *ECCV (2)*, pp. 628-641, 2006.
- [13] T. Kakuta, L. B. Vinh, R. Kawakami, T. Oishi, and K. Ikeuchi. Detection of moving objects

- and cast shadows using a spherical vision camera for outdoor mixed reality. In *VRST*, pp. 219-222, 2008.
- [14] B. V. Lu, T. Kakuta, R. Kawakami, T. Oishi, and K. Ikeuchi. Foreground and Shadow Occlusion Handling for Outdoor Augmented Reality. In *ISMAR*, pp. 109-118, 2010.
- [15] S. W. Hasinoff, S. B. Kang, and R. Szeliski. Boundary Matting for View Synthesis. *Computer Vision and Image Understanding*, 103(1): 22-32, 2006.
- [16] C. Rother, A. Blake, and V. Kolmogorov. “GrabCut”—Interactive foreground extraction using iterated graph cuts. In *ACM SIGGRAPH*, pp. 309–314, 2004.
- [17] C. Furmanski, R. Azuma, and M. Daily. Augmented-Reality Visualizations Guided by Cognition: Perceptual Heuristics for Combining Visible and Obscured Information. In *ISMAR*, pp. 215-224, 2002.
- [18] Y. Kameda, T. Takemasa, and Y. Ohta. Outdoor See-Through Vision Utilizing Surveillance Cameras. In *ISMAR*, pp. 151-160, 2004.
- [19] T. Tsuda, H. Yamamoto, and Y. Kameda. Visualization methods for outdoor see-through vision. *IEICE transactions on information and systems*, 89(6): 1781–1789, 2006.
- [20] B. Avery, C. Sandor, and B. H. Thomas. Improving spatial perception for augmented reality x-ray vision. In *IEEE Virtual Reality*, pp. 79-82, 2009.
- [21] D. Kalkofen, E. Mendez, and D. Schmalstieg. Comprehensible Visualization for Augmented Reality. *IEEE Trans. Visual. Comput. Graphics*, 15(2): 193–204, 2009.
- [22] D. Kalkofen, E. Veas, S. Zollmann, M. Steinberger, and D. Schmalstieg. Adaptive Ghosted Views for Augmented Reality. In *ISMAR*, pp. 1-9, 2013.
- [23] C. Sandor, A. Cunningham, A. Dey, and V. V. Mattila. An Augmented Reality X-Ray System based on Visual Saliency. In *ISMAR*, pp. 27–36, 2010.
- [24] T. Porter and T. Duff. Compositing Digital Images. *Computer Graphics*, 18(3): 253-259, 1984.
- [25] V. Laparra, J. Muñoz-Marí, and J. Malo. Divisive normalization image quality metric revisited. *Journal of Optical Society of America A*, 27(4): 852-64, 2010.
- [26] J. Malo and V. Laparra. Psychophysically tuned divisive normalization approximately factorizes the PDF of natural images. *Neural computation*, 22(12): 3179–3206, 2010.
- [27] J. L. Gabbard, J. E. Swan, D. Hix, R. S. Schulman, J. Lucas, and D. Gupta. An empirical user-based study of text drawing styles and outdoor background textures for augmented reality.

- In *IEEE Virtual Reality*, pp. 11–18, 2005.
- [28] J. L. Gabbard, I. I. J Edward Swan, and D. Hix. The effects of text drawing styles, background textures, and natural lighting on text legibility in outdoor augmented reality. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, 15(1): 16–32, 2006.
- [29] J. L. Gabbard, J E. Swan, D. Hix, S. Jung Kim, and G. Fitch. Active text drawing styles for outdoor augmented reality: A user-based study and design implications. In *IEEE Virtual Reality*, pp. 35-42, 2007.
- [30] C. Koch and S. Ullman. Shifts in Selective Visual Attention: Towards the Underlying Neural Circuitry. *Human Neurobiology*, 4, pp. 219-227, 1985.
- [31] L. Itti, C. Koch, and E. Niebur. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 20(11): 1254–1259, 1998.
- [32] L. Itti and C. Koch. Computational modelling of visual attention. *Nature reviews neuroscience*, 2(3): 194-203, 2001.
- [33] Y. Ejima and S. Takahashi. Apparent contrast of a sinusoidal grating in the simultaneous presence of peripheral gratings. *Vision Research*, 25(9): 1223–1232, 1985.
- [34] H. Sato, I. Motoyoshi, and T. Sato. Polarity selectivity of spatial interactions in perceived contrast. *Journal of Vision*, 12(2): 1-10, 2012.
- [35] J. Xing and D. J. Heeger. Measurement and modeling of center-surround suppression and enhancement. *Vision Research*, 41(5): 571–583, 2001.
- [36] U. Polat and D. Sagi. Lateral interactions between spatial channels: suppression and facilitation revealed by lateral masking experiments. *Vision Research*, 1993.
- [37] U. Polat, K. Mizobe, T. Kasamatsu, and A. M. Norcia. Collinear stimuli regulate visual responses depending on Cell's contrast threshold. *Nature*, 391, pp. 580-584.
- [38] F. W. Campbell and J. G. Robson. Application of fourier analysis to the visibility of gratings. *Journal of Physiology*, 197(3): 551-566, 1968.
- [39] C. R. Carlson, R. W. Cohen, and I. Gorog. Visual processing of simple two-dimensional sine-wave luminance gratings. *Vision Research*, 17(3): 351–358, 1977.
- [40] D. H. Hubel and T. N. Wiesel. Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex. *The Journal of Physiology*, 195(1): 215–243, 1968.

- [41] J. M. Foley and G. M. Boynton. A new model of human luminance pattern vision mechanisms: analysis of the effects of pattern orientation, spatial phase, and temporal frequency. In *Proceedings of SPIE 2054*, pp. 32-42, 1994.
- [42] D. J. Heeger. Normalization of cell responses in cat striate cortex. *Visual neuroscience*, 9(2): 181-197, 1992.
- [43] D. G. Albrecht and D. B. Hamilton. Striate cortex of monkey and cat: contrast response function. *Journal of Neurophysiology*, 48(1): 217-237, 1982.
- [44] I. Ohzawa, G. Sclar, and R. D. Freeman. Contrast gain control in the cat's visual system. *Journal of Neurophysiology*, 54(3): 651-667, 1985.
- [45] P. C. Teo and D. J. Heeger. Perceptual image distortion. In *Proceedings ICIP*, pp. 982-986, 1994.
- [46] P. C. Teo and D. J. Heeger. Perceptual image distortion. In *Proc. SPIE 2179, Human Vision, Visual Processing, and Digital Display V*, pp. 127-141, 1994.
- [47] A. B. Watson and J. A. Solomon. Model of visual contrast gain control and pattern masking. *Journal of Optical Society of America A*, 14(9): 2379-2391, 1997.
- [48] S. J. Daly. Visible differences predictor: an algorithm for the assessment of image fidelity. In *Proceedings of SPIE 1666*, pp. 2- 15, 1992.
- [49] A. B. Watson. The cortex transform: rapid computation of simulated neural images. *Computer vision, graphics, and image processing*, 39(3): 311-327, 1987.
- [50] A. P. Bradley. A wavelet visible difference predictor. *IEEE Transaction on Image Processing*, 5: 717-730, 1999.
- [51] M. W. Marcellin, M. Gormish, A. Bilgin, and M. P. Boliek. An Overview of JPEG2000. *Proceedings of the Data Compression Conference*, pp. 523-544, 2000.
- [52] J. Lubin. A human vision system model for objective picture quality measurements. In *International Broadcasting Convention*, pp. 498-503, 1997.
- [53] K. T. Mullen. The contrast sensitivity of human color vision to red- green and blue-yellow chromatic gratings. *The Journal of Physiology*, 359: 381-400, 1985.
- [54] E. Simoncelli and E. Adelson. Subband Image Coding. *Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers*, pp. 143-192, 1990.

- [55] A. Olmos and F. A. A. Kingdom. McGill calibrated colour image database. <http://tabby.vision.mcgill.ca>, 2004.
- [56] M. M. Alam, K. P. Vilankar, D. J. Field, and D. M. Chandler. Local masking in natural images: A database and analysis. *Journal of Vision*, 14(8): 22–22, 2014.
- [57] M. A. Cohen and S. Grossberg. Neural dynamics of brightness perception: Features, boundaries, diffusion, and resonance. *Perception & psychophysics*, 36, pp. 428–456, 1984.
- [58] R. Picard, C. Graczyk, S. Mann, J. Wachman, L. Picard, and L. Campbell. The MIT Vision Textures database. <http://vismod.media.mit.edu/vismod/imagery/VisionTexture/vistex.html>, 1995.
- [59] K. Kiyokawa, M. Billinghurst, and B. Campbell. An occlusion-capable optical see-through head mount display for supporting co-located collaboration. In *ISMAR*, 2003.
- [60] J. Rekimoto. Squama: a programmable window and wall for future physical architectures. *Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing*, pp. 667–668, 2012.
- [61] E. H. Adelson and P. Anandan. Ordinal characteristics of transparency. In *Workshop on Qualitative Vision*, 1990.
- [62] B. L. Anderson. A theory of illusory lightness and transparency in monocular and binocular images: The role of contour junctions. *Perception*, 26, 419–454, 1997.
- [63] W. Gerbino, C. I. Stultiens, J. M. Troost, and C. M. de Weert. Transparent layer constancy. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 16, 3-20, 1990.
- [64] R. Kasrai and F. A. A. Kingdom. Precision, accuracy, and range of perceived achromatic transparency. *Journal of the Optical Society of America A*, 18, 1–11, 2001.
- [65] S. C. Masin. Test of models of achromatic transparency. *Perception*, 35, 1611–1624, 2006.
- [66] R. Robilotto, B. G. Khang, and Q. Zaidi. Sensory and physical determinants of perceived achromatic transparency. *Journal of Vision*, 2(5):3, 388–403, 2002.
- [67] R. Robilotto and Q. Zaidi. Perceived transparency of neutral density filters across dissimilar backgrounds. *Journal of Vision*, 4(3)5:183–195, 2004.
- [68] M. Singh and B. L. Anderson. Toward a perceptual theory of transparency. *Psychological Review*, 109: 492–519, 2002.
- [69] M. Singh and B. L. Anderson. Photometric determinants of perceived transparency. *Vision Research*, 46: 879–894, 2006.

- [70] A. Kitaoka. A new explanation of perceptual transparency connecting the X-junction contrast polarity model with the luminance-based arithmetic model. *Japanese Psychological Research*, 47(3): 175–187, 2005.
- [71] J. Koenderink, A. van Doorn, S. Pont, and W. Richards. Gestalt and phenomenal transparency. *Journal of the Optical Society of America A: Optics, Image Science, and Vision*, 25: 190–202, 2008.
- [72] J. Beck, K. Prazdny, and R. Ivry. The perception of transparency with achromatic colors. *Perception & psychophysics*, 35(5): 407–422, 1984.
- [73] J. Beck and R. I. Ivry. On the role of figural organization in perceptual transparency. *Perception and Psychophysics*, 44: 585–594, 1988.
- [74] T. Oyama and J. I. Nakahara. The effects of lightness, hue and area upon the apparent transparency. *Japanese Journal of Psychology*, 31: 35–48, 1960.
- [75] F. Delogu, G. Fedorov, M. O. Belardinelli, and G. van Leeuwen. Perceptual preferences in depth stratification of transparent layers: Photometric and non-photometric factors. *Journal of Vision*, 10(2): 1–13, 2010.
- [76] B. L. Anderson. The role of occlusion in the perception of depth, lightness, and opacity. *Psychological Review*, 110(4): 785–801, 2003.
- [77] F. Metelli. Achromatic color conditions in the perception of transparency. In R. B. MacLeod & H. L. Pick (Eds.), *Perception: Essays in honor of James J. Gibson* (pp. 95–116). Ithaca, NY: Cornell University Press, 1974.
- [78] F. Metelli. The perception of transparency. *Scientific American*, 230: 91–98, 1974.
- [79] F. Metelli, O. Da Pos, and A. Cavedon. Balanced and unbalanced, complete and partial transparency. *Perception & psychophysics*, 38(4): 354–366, 1985.
- [80] W. Gerbino. Achromatic transparency. In A. L. Gilchrist (Ed.), *Lightness, brightness, and transparency* (pp. 215–255). Hillsdale, NJ: Erlbaum, 1994.
- [81] J. H. Ladd and J. E. Pinney. Empirical relationships with the Munsell Value scale. *Proceedings of the Institute of Radio Engineers*, 43, 1137, 1955.
- [82] G. Wyszecki. Proposal for a new color-difference formula. *Journal of the Optical Society of America*, pp. 1318–1319, 1963.
- [83] R. M. Warren and E. C. Poulton. Basis for lightness-judgments of grays. *The American journal*

- of psychology*, 73, pp. 380–387, 1960.
- [84] R. M. Warren and E. C. Poulton. Lightness of grays: Effects of Background reflectance. *Perception & psychophysics*, 1(3): 145–148, 1966.
- [85] B. L. Anderson, M. Singh, and J. Meng. The perceived transmittance of inhomogeneous surfaces and media. *Vision Research*, 46, 1982–1995, 2006.
- [86] R. Azuma, and G. Bishop. Improving Static and Dynamic Registration in an Optical See-through HMD. In *SIGGRAPH '94*, pp. 197-204, 1994.
- [87] S.R. Ellis, F. Breant, B. Menges, R. Jacoby, and B.D. Adelstein. Factors Influencing Operator Interaction with Virtual Objects Viewed via Head-mounted See-through Displays: viewing conditions and rendering latency. In *VRAIS*, pp. 138-145, 1997.
- [88] I. Sato, Y. Sato, and K. Ikeuchi. A Method for Estimating Illumination Distribution of a Real Scene Based on Soft Shadows. In *Lecture Notes in Computer Science*, 1554(4): 44–58, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1999.
- [89] M. Kanbara and N. Yokoya. Geometric and photometric registration for real-time augmented reality. In *ISMAR*, pp. 279-280, 2002.
- [90] G. Nakano, I. Kitahara, and Y. Ohta. Generating perceptually-correct shadows for mixed reality. In *ISMAR*, pp. 173–174, 2008.
- [91] R. W. Fleming. Visual perception of materials and their properties. *Vision Research*, 94, pp. 62–75, 2014.
- [92] I. Motoyoshi. Highlight–shading relationship as a cue for the perception of translucent and transparent materials. *Journal of Vision*, 10(9): 1-11, 2010.
- [93] I. Motoyoshi, S. Nishida, L. Sharan, and E. H. Adelson Image statistics and the perception of surface qualities. *Nature*, 447, pp. 206-209, 2007.

## 付録 A 物理光学的制約に基づく刺激の分類とその分類毎の結果の比較

「面  $pq$  が手前」「面  $bq$  が手前」「面  $ap$  が手前」「面  $ab$  が手前」の4つの解釈のうち、物理光学的制約に矛盾しない解釈の組を選ぶことにより、全ての刺激は5つのカテゴリー ( $pq$  &  $bq$  valid,  $pq$  &  $ap$  valid,  $bq$  &  $ab$  valid,  $ap$  &  $ab$  valid, all invalid) に分類できた。ここで、” $pq$  &  $bq$  valid”は「面  $pq$  が手前」と「面  $bq$  が手前」の2つの解釈が共に成立するカテゴリーを表す。”All invalid”は、全ての解釈が成立しないカテゴリーである。この付録では、第3章で省略した各カテゴリー内の回答の統計について詳述する。

### A.1. 物理光学的制約に基づく分類結果のまとめ

表 A.1 に、それぞれのカテゴリーに属する刺激の数と、そのカテゴリーの刺激に対するキャンセル率の平均値を載せた。また、各カテゴリーの「左の円が手前に見えた確率」は、ヒストグラムとして図 A.1 に示した。

表A.1のタイプ1～タイプ3と記された列には、図3.6で定義される刺激タイプ別のデータを載せた。タイプ1には、 $pq$  &  $ap$  validと  $bq$  &  $ab$  validに分類される刺激がない。これは、本研究における刺激選択が偏っていたためではなく、定義上それ以外のカテゴリーに属する刺激が作れないためである。例えば、タイプ1の刺激が、「面 $pq$ が手前」という解釈が成り立つために満たす必要がある物理光学的制約「 $a-b > p-q$ 」が成り立つ時は、必ず「面 $bq$ が手前」という解釈の必要条件「 $a-p > b-q$ 」も同時に成立し、かつ「面 $ap$ が手前」という解釈の必要条件「 $a-p < b-q$ 」や「面 $ab$ が手前」という解釈の必要条件「 $a-b < p-q$ 」は満たさない。逆に、「面 $pq$ が手前」という解釈の必要条件「 $a-b > p-q$ 」を満たさない時は、必ず「面 $bq$ が手前」という解釈の必要条件も成立せず、かつ「面 $ap$ が手前」という解釈の必要条件や「面 $ab$ が手前」という解釈の必要条件是成立する。このため、タイプ1刺激にとっては、「面 $pq$ が手前」と「面 $ap$ が手前」の2つ必要条件を同時に満たしたり、「面 $bq$ が手前」と「面 $ab$ が手前」の2つの必要条件を同時に満たしたりすることは論理的に不可能である。タイプ2に $pq$  &  $bq$  validと  $ap$  &  $ab$  validに分類される刺激がないことや、タイプ3に $pq$  &  $ap$  validと  $bq$  &  $ab$  validに該当する刺激がないことも同様の理由で説明可能である。



	All		Type1		Type2		Type3	
	N	% cancel	N	% cancel	N	% cancel	N	% cancel
<i>pq</i> & <i>bq</i> valid	116	3.57	70	2.58	0	-	46	5.07
<i>pq</i> & <i>ap</i> valid	38	1.54	0	-	38	1.54	0	-
<i>bq</i> & <i>ab</i> valid	38	0.44	0	-	38	0.44	0	-
<i>ap</i> & <i>ab</i> valid	40	6.88	14	1.98	0	-	26	9.51
all invalid	330	2.44	96	1.22	132	0.59	102	5.99

表 A. 1 物理光学的制約に基づいて分類された各カテゴリーに属する刺激数(N)と平均キャンセル率(% cancel).

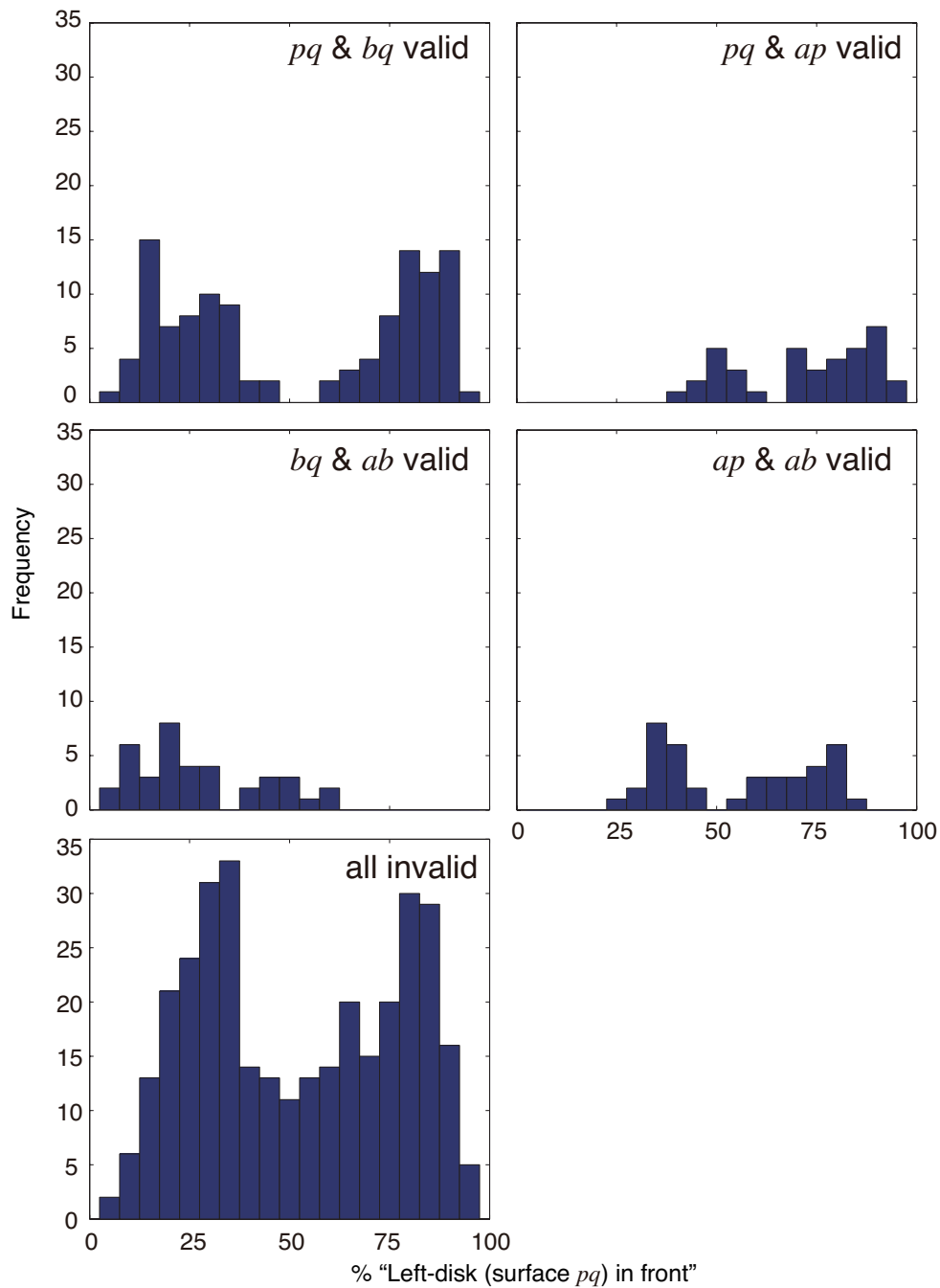


図 A.1 物理光学的制約に基づくカテゴリ毎にプロットした「左の円が手前に見えた確率」のヒストグラム。

## A. 2. 物理光学的制約とキャンセル率の関係

キャンセル率は平均で2.8%, 最大でも22.2%と, 全体的に非常に低かった. このことから, 図形的制約が観察者の解釈を非常に強く縛っていたことが伺える. しかし, もし視覚系が

物理光学的制約も考慮しているなら、「左の円(面 $pq$ )が手前」と「右の円(面 $bq$ )が手前」のどちらの解釈も物理光学的制約に反するような条件では、キャンセル率が有意に高くなっていたかもしれない。

この仮説を検証するため、キャンセル率が $ap$  &  $ab$  valid条件やall invalid条件において高かったかどうかを調べた。刺激タイプ毎に一元配置分散分析を行った結果、all invalid条件でキャンセル率が他の条件よりも高くなるような傾向は見られなかったが、 $ap$  &  $ab$  valid条件についてはタイプ3刺激においてのみ $pq$  &  $bq$  valid条件やall invalid条件よりも有意にキャンセル率が高いことがわかった[ $F(2, 171)=10.2, p<0.001$ ]。したがって、上述した仮説は部分的に支持される結果となった。

ただし、この結果は視覚系が実際に物理光学的な制約を計算処理していることを意味するわけではない。例えば、本研究で提案した $\rho$ (式3.1)のような、物理光学的制約に基づく基準と相関があるような別の基準に基づいていると考えると、キャンセル率の増加は説明できる。しかしながら、そもそもキャンセル率自体が非常に低く、キャンセルした試行で実際にどのような知覚が生じていたかは不明であるため、これ以上の情報をデータから得ることはできなかった。

## 付録 B 第3章で用いた刺激と回答のリスト

#	タイプ	輝度 a-b-p-q	$\rho$	“左の円が奥” (%)	キャンセル率 (%)
1	1	89.8-2-67.8-0.8	-0.857	19.4	0
2	1	89.8-2-49.8-0.8	-0.833	22.2	0
3	1	89.8-2-35.3-0.8	-0.802	14.3	2.8
4	1	49.8-2-35.3-0.8	-0.802	16.7	0
5	1	89.8-2-23.9-0.8	-0.759	16.7	0
6	1	49.8-2-23.9-0.8	-0.759	13.9	0
7	1	89.8-9-67.8-4.7	-0.748	22.2	0
8	1	89.8-35.3-49.8-32.9	-0.733	17.1	2.8
9	1	89.8-49.8-67.8-46.7	-0.722	22.9	2.8
10	1	89.8-23.9-35.3-22	-0.718	14.7	5.6
11	1	49.8-23.9-35.3-22	-0.718	11.1	0
12	1	49.8-15.3-23.9-13.7	-0.702	17.1	2.8
13	1	89.8-9-49.8-4.7	-0.698	27.8	0
14	1	89.8-2-15.3-0.8	-0.696	13.9	0
15	1	49.8-2-15.3-0.8	-0.696	11.4	2.8
16	1	23.9-2-15.3-0.8	-0.696	13.9	0
17	1	89.8-4.7-67.8-0.8	-0.683	22.2	0
18	1	89.8-4.7-49.8-0.8	-0.637	11.1	0
19	1	89.8-9-35.3-4.7	-0.628	27.8	0
20	1	49.8-9-35.3-4.7	-0.628	25	0
21	1	89.8-23.9-67.8-15.3	-0.624	19.4	0
22	1	89.8-2-9-0.8	-0.597	17.1	2.8
23	1	49.8-2-9-0.8	-0.597	13.9	0
24	1	23.9-2-9-0.8	-0.597	33.3	0
25	1	89.8-4.7-35.3-0.8	-0.577	8.3	0
26	1	49.8-4.7-35.3-0.8	-0.577	37.1	2.8
27	1	89.8-15.3-67.8-4.7	-0.541	25	0
28	1	89.8-9-67.8-0.8	-0.532	27.8	0
29	1	89.8-9-23.9-4.7	-0.523	20	2.8
30	1	49.8-9-23.9-4.7	-0.523	22.2	0
31	1	89.8-23.9-49.8-15.3	-0.519	25	0
32	1	89.8-35.3-49.8-29.4	-0.516	34.3	2.8
33	1	89.8-23.9-35.3-19.2	-0.506	22.2	0
34	1	49.8-23.9-35.3-19.2	-0.506	25	0
35	1	89.8-49.8-67.8-42	-0.502	34.3	2.8
36	1	49.8-15.3-23.9-11.8	-0.501	19.4	0

37	1	89.8-4.7-23.9-0.8	-0.498	33.3	0
38	1	49.8-4.7-23.9-0.8	-0.498	19.4	0
39	1	89.8-9-49.8-0.8	-0.47	30.6	0
40	1	89.8-15.3-49.8-4.7	-0.463	38.9	0
41	1	89.8-2-4.7-0.8	-0.419	16.7	16.7
42	1	49.8-2-4.7-0.8	-0.419	18.2	8.3
43	1	23.9-2-4.7-0.8	-0.419	17.1	2.8
44	1	9-2-4.7-0.8	-0.419	28.6	2.8
45	1	6.7-2-4.7-0.8	-0.419	22.2	0
46	1	15.3-2-4.7-0.8	-0.419	28.6	2.8
47	1	89.8-9-35.3-0.8	-0.393	33.3	0
48	1	49.8-9-35.3-0.8	-0.393	31.4	2.8
49	1	89.8-4.7-15.3-0.8	-0.391	31.4	2.8
50	1	49.8-4.7-15.3-0.8	-0.391	19.4	0
51	1	23.9-4.7-15.3-0.8	-0.391	13.9	0
52	1	89.8-23.9-67.8-4.7	-0.369	22.9	2.8
53	1	89.8-15.3-35.3-4.7	-0.36	33.3	0
54	1	49.8-15.3-35.3-4.7	-0.36	36.1	0
55	1	89.8-35.3-67.8-15.3	-0.355	14.3	2.8
56	1	89.8-9-15.3-4.7	-0.347	25.7	2.8
57	1	49.8-9-15.3-4.7	-0.347	40	2.8
58	1	23.9-9-15.3-4.7	-0.347	42.9	2.8
59	1	19.2-9-15.3-4.7	-0.347	36.1	0
60	1	35.3-9-15.3-4.7	-0.347	29.4	5.6
61	1	67.8-9-15.3-4.7	-0.347	34.3	2.8
62	1	49.8-15.3-23.9-9	-0.346	31.4	2.8
63	1	89.8-23.9-35.3-15.3	-0.345	34.3	2.8
64	1	49.8-23.9-35.3-15.3	-0.345	37.1	2.8
65	1	42-23.9-35.3-15.3	-0.345	27.8	0
66	1	67.8-23.9-35.3-15.3	-0.345	28.6	2.8
67	1	89.8-35.3-49.8-23.9	-0.344	33.3	0
68	1	89.8-49.8-67.8-35.3	-0.343	36.1	0
69	1	89.8-9-23.9-0.8	-0.296	33.3	0
70	1	49.8-9-23.9-0.8	-0.296	14.3	2.8
71	1	89.8-23.9-49.8-4.7	-0.276	33.3	0
72	1	89.8-4.7-9-0.8	-0.237	35.3	5.6
73	1	49.8-4.7-9-0.8	-0.237	44.4	0
74	1	23.9-4.7-9-0.8	-0.237	31.4	2.8
75	1	89.8-35.3-67.8-4.7	-0.225	40	2.8
76	1	89.8-15.3-23.9-4.7	-0.215	45.7	2.8
77	1	49.8-15.3-23.9-4.7	-0.215	37.1	2.8
78	1	89.8-23.9-35.3-9	-0.213	36.1	0

79	1	49.8-23.9-35.3-9	-0.213	38.9	0
80	1	89.8-35.3-49.8-15.3	-0.212	25	0
81	1	89.8-49.8-67.8-23.9	-0.211	41.2	5.6
82	1	89.8-9-15.3-0.8	-0.17	37.1	2.8
83	1	49.8-9-15.3-0.8	-0.17	47.1	5.6
84	1	23.9-9-15.3-0.8	-0.17	30.6	0
85	1	49.8-15.3-23.9-2	-0.158	34.3	2.8
86	1	89.8-23.9-35.3-4.7	-0.157	48.6	2.8
87	1	49.8-23.9-35.3-4.7	-0.157	41.7	0
88	1	89.8-35.3-49.8-9	-0.156	42.9	2.8
89	1	89.8-49.8-67.8-15.3	-0.154	29.4	5.6
90	1	89.8-35.3-49.8-4.7	-0.125	42.9	2.8
91	1	89.8-49.8-35.3-4.7	0.125	65.7	2.8
92	1	89.8-67.8-49.8-15.3	0.154	71.4	2.8
93	1	89.8-49.8-35.3-9	0.156	50	0
94	1	89.8-35.3-23.9-4.7	0.157	74.3	2.8
95	1	49.8-35.3-23.9-4.7	0.157	60	2.8
96	1	49.8-23.9-15.3-2	0.158	69.4	0
97	1	89.8-15.3-9-0.8	0.17	56.3	11.1
98	1	49.8-15.3-9-0.8	0.17	55.9	5.6
99	1	23.9-15.3-9-0.8	0.17	68.6	2.8
100	1	89.8-67.8-49.8-23.9	0.211	64.7	5.6
101	1	89.8-49.8-35.3-15.3	0.212	60	2.8
102	1	89.8-35.3-23.9-9	0.213	64.7	5.6
103	1	49.8-35.3-23.9-9	0.213	58.3	0
104	1	89.8-23.9-15.3-4.7	0.215	61.8	5.6
105	1	49.8-23.9-15.3-4.7	0.215	50	0
106	1	89.8-67.8-35.3-4.7	0.225	69.4	0
107	1	89.8-9-4.7-0.8	0.237	62.5	11.1
108	1	49.8-9-4.7-0.8	0.237	65.7	2.8
109	1	23.9-9-4.7-0.8	0.237	74.3	2.8
110	1	89.8-49.8-23.9-4.7	0.276	69.4	0
111	1	89.8-23.9-9-0.8	0.296	75	0
112	1	49.8-23.9-9-0.8	0.296	80	2.8
113	1	89.8-67.8-49.8-35.3	0.343	63.9	0
114	1	89.8-49.8-35.3-23.9	0.344	72.2	0
115	1	89.8-35.3-23.9-15.3	0.345	79.4	5.6
116	1	49.8-35.3-23.9-15.3	0.345	57.1	2.8
117	1	42-35.3-23.9-15.3	0.345	69.4	0
118	1	67.8-35.3-23.9-15.3	0.345	79.4	5.6
119	1	49.8-23.9-15.3-9	0.346	68.6	2.8
120	1	89.8-15.3-9-4.7	0.347	82.4	5.6

121	1	49.8-15.3-9-4.7	0.347	80	2.8
122	1	23.9-15.3-9-4.7	0.347	63.9	0
123	1	19.2-15.3-9-4.7	0.347	77.1	2.8
124	1	35.3-15.3-9-4.7	0.347	62.9	2.8
125	1	67.8-15.3-9-4.7	0.347	61.8	5.6
126	1	89.8-67.8-35.3-15.3	0.355	83.3	0
127	1	89.8-35.3-15.3-4.7	0.36	63.9	0
128	1	49.8-35.3-15.3-4.7	0.36	65.7	2.8
129	1	89.8-67.8-23.9-4.7	0.369	66.7	0
130	1	89.8-15.3-4.7-0.8	0.391	82.9	2.8
131	1	49.8-15.3-4.7-0.8	0.391	80.6	0
132	1	23.9-15.3-4.7-0.8	0.391	77.8	0
133	1	89.8-35.3-9-0.8	0.393	75	0
134	1	49.8-35.3-9-0.8	0.393	77.8	0
135	1	89.8-4.7-2-0.8	0.419	82.9	2.8
136	1	49.8-4.7-2-0.8	0.419	77.4	13.9
137	1	23.9-4.7-2-0.8	0.419	80.6	0
138	1	9-4.7-2-0.8	0.419	80.6	0
139	1	6.7-4.7-2-0.8	0.419	73.5	5.6
140	1	15.3-4.7-2-0.8	0.419	75	0
141	1	89.8-49.8-15.3-4.7	0.463	71.4	2.8
142	1	89.8-49.8-9-0.8	0.47	63.9	0
143	1	89.8-23.9-4.7-0.8	0.498	86.1	0
144	1	49.8-23.9-4.7-0.8	0.498	75	0
145	1	49.8-23.9-15.3-11.8	0.501	75	0
146	1	89.8-67.8-49.8-42	0.502	69.4	0
147	1	89.8-35.3-23.9-19.2	0.506	75	0
148	1	49.8-35.3-23.9-19.2	0.506	73.5	5.6
149	1	89.8-49.8-35.3-29.4	0.516	83.3	0
150	1	89.8-49.8-23.9-15.3	0.519	86.1	0
151	1	89.8-23.9-9-4.7	0.523	77.8	0
152	1	49.8-23.9-9-4.7	0.523	80	2.8
153	1	89.8-67.8-9-0.8	0.532	86.1	0
154	1	89.8-67.8-15.3-4.7	0.541	80.6	0
155	1	89.8-35.3-4.7-0.8	0.577	86.1	0
156	1	49.8-35.3-4.7-0.8	0.577	75	0
157	1	89.8-9-2-0.8	0.597	88.9	0
158	1	49.8-9-2-0.8	0.597	80.6	0
159	1	23.9-9-2-0.8	0.597	77.8	0
160	1	89.8-67.8-23.9-15.3	0.624	86.1	0
161	1	89.8-35.3-9-4.7	0.628	80	2.8
162	1	49.8-35.3-9-4.7	0.628	81.8	8.3

163	1	89.8-49.8-4.7-0.8	0.637	91.7	0
164	1	89.8-67.8-4.7-0.8	0.683	86.1	0
165	1	89.8-15.3-2-0.8	0.696	88.9	0
166	1	49.8-15.3-2-0.8	0.696	86.1	0
167	1	23.9-15.3-2-0.8	0.696	83.3	0
168	1	89.8-49.8-9-4.7	0.698	80.6	0
169	1	49.8-23.9-15.3-13.7	0.702	91.4	2.8
170	1	89.8-35.3-23.9-22	0.718	88.6	2.8
171	1	49.8-35.3-23.9-22	0.718	83.3	0
172	1	89.8-67.8-49.8-46.7	0.722	88.2	5.6
173	1	89.8-49.8-35.3-32.9	0.733	91.4	2.8
174	1	89.8-67.8-9-4.7	0.748	83.3	0
175	1	89.8-23.9-2-0.8	0.759	88.9	0
176	1	49.8-23.9-2-0.8	0.759	88.9	0
177	1	89.8-35.3-2-0.8	0.802	88.9	0
178	1	49.8-35.3-2-0.8	0.802	94.4	0
179	1	89.8-49.8-2-0.8	0.833	88.9	0
180	1	89.8-67.8-2-0.8	0.857	86.1	0
181	2	4.7-0.8-49.8-2	-0.818	19.4	0
182	2	9-0.8-49.8-2	-0.818	17.1	2.8
183	2	15.3-0.8-49.8-2	-0.818	2.8	0
184	2	23.9-0.8-49.8-2	-0.818	5.6	0
185	2	35.3-0.8-49.8-2	-0.818	11.1	0
186	2	15.3-4.7-89.8-9	-0.758	13.9	0
187	2	23.9-4.7-89.8-9	-0.758	16.7	0
188	2	35.3-4.7-89.8-9	-0.758	8.3	0
189	2	49.8-4.7-89.8-9	-0.758	16.7	0
190	2	67.8-4.7-89.8-9	-0.758	5.6	0
191	2	4.7-0.8-23.9-2	-0.726	11.1	0
192	2	9-0.8-23.9-2	-0.726	8.3	0
193	2	15.3-0.8-23.9-2	-0.726	11.1	0
194	2	9-89.8-4.7-67.8	-0.673	30.6	0
195	2	15.3-89.8-4.7-67.8	-0.673	13.9	0
196	2	23.9-89.8-4.7-67.8	-0.673	19.4	0
197	2	35.3-89.8-4.7-67.8	-0.673	11.1	0
198	2	49.8-89.8-4.7-67.8	-0.673	11.1	0
199	2	2-49.8-0.8-35.3	-0.655	33.3	0
200	2	4.7-49.8-0.8-35.3	-0.655	19.4	0
201	2	9-49.8-0.8-35.3	-0.655	25	0
202	2	15.3-49.8-0.8-35.3	-0.655	22.2	0
203	2	23.9-49.8-0.8-35.3	-0.655	22.2	0
204	2	15.3-4.7-49.8-9	-0.645	19.4	0



205	2	23.9-4.7-49.8-9	-0.645	5.6	0
206	2	35.3-4.7-49.8-9	-0.645	25	0
207	2	35.3-15.3-89.8-23.9	-0.637	11.1	0
208	2	49.8-15.3-89.8-23.9	-0.637	22.2	0
209	2	67.8-15.3-89.8-23.9	-0.637	16.7	0
210	2	23.9-89.8-15.3-67.8	-0.565	27.8	0
211	2	35.3-89.8-15.3-67.8	-0.565	27.8	0
212	2	49.8-89.8-15.3-67.8	-0.565	19.4	0
213	2	9-49.8-4.7-35.3	-0.557	25	0
214	2	15.3-49.8-4.7-35.3	-0.557	36.1	0
215	2	23.9-49.8-4.7-35.3	-0.557	25	0
216	2	2-0.8-49.8-4.7	-0.556	27.8	0
217	2	9-0.8-49.8-4.7	-0.556	16.7	0
218	2	15.3-0.8-49.8-4.7	-0.556	8.3	0
219	2	23.9-0.8-49.8-4.7	-0.556	13.9	0
220	2	35.3-0.8-49.8-4.7	-0.556	19.4	0
221	2	2-23.9-0.8-15.3	-0.53	25	0
222	2	4.7-23.9-0.8-15.3	-0.53	30.6	0
223	2	9-23.9-0.8-15.3	-0.53	22.9	2.8
224	2	9-4.7-89.8-15.3	-0.502	22.2	0
225	2	23.9-4.7-89.8-15.3	-0.502	25	0
226	2	35.3-4.7-89.8-15.3	-0.502	25.7	2.8
227	2	49.8-4.7-89.8-15.3	-0.502	16.7	0
228	2	67.8-4.7-89.8-15.3	-0.502	22.2	0
229	2	4.7-0.8-9-2	-0.496	33.3	0
230	2	15.3-4.7-23.9-9	-0.373	25	0
231	2	35.3-15.3-49.8-23.9	-0.367	22.2	0
232	2	67.8-35.3-89.8-49.8	-0.361	27.8	0
233	2	9-89.8-4.7-49.8	-0.359	24.2	8.3
234	2	15.3-89.8-4.7-49.8	-0.359	27.8	0
235	2	23.9-89.8-4.7-49.8	-0.359	40	2.8
236	2	35.3-89.8-4.7-49.8	-0.359	33.3	0
237	2	67.8-89.8-4.7-49.8	-0.359	22.9	2.8
238	2	2-0.8-23.9-4.7	-0.33	30.6	0
239	2	9-0.8-23.9-4.7	-0.33	30.6	0
240	2	15.3-0.8-23.9-4.7	-0.33	25	0
241	2	2-49.8-0.8-23.9	-0.327	36.1	0
242	2	4.7-49.8-0.8-23.9	-0.327	31.4	2.8
243	2	9-49.8-0.8-23.9	-0.327	41.7	0
244	2	15.3-49.8-0.8-23.9	-0.327	41.7	0
245	2	35.3-49.8-0.8-23.9	-0.327	22.2	0
246	2	49.8-89.8-35.3-67.8	-0.307	38.9	0

247	2	23.9-49.8-15.3-35.3	-0.3	41.7	0
248	2	9-23.9-4.7-15.3	-0.293	27.8	0
249	2	2-0.8-49.8-9	-0.279	38.9	0
250	2	4.7-0.8-49.8-9	-0.279	25	0
251	2	15.3-0.8-49.8-9	-0.279	33.3	0
252	2	23.9-0.8-49.8-9	-0.279	25	0
253	2	35.3-0.8-49.8-9	-0.279	36.1	0
254	2	9-4.7-49.8-15.3	-0.267	27.8	0
255	2	23.9-4.7-49.8-15.3	-0.267	41.7	0
256	2	35.3-4.7-49.8-15.3	-0.267	36.1	0
257	2	23.9-15.3-89.8-35.3	-0.255	44.4	0
258	2	49.8-15.3-89.8-35.3	-0.255	27.8	0
259	2	67.8-15.3-89.8-35.3	-0.255	38.9	0
260	2	2-9-0.8-4.7	-0.233	33.3	0
261	2	9-4.7-89.8-23.9	-0.229	31.4	2.8
262	2	15.3-4.7-89.8-23.9	-0.229	25.7	2.8
263	2	35.3-4.7-89.8-23.9	-0.229	27.8	0
264	2	49.8-4.7-89.8-23.9	-0.229	30.6	0
265	2	67.8-4.7-89.8-23.9	-0.229	33.3	0
266	2	23.9-89.8-15.3-49.8	-0.147	38.9	0
267	2	35.3-89.8-15.3-49.8	-0.147	35.3	5.6
268	2	67.8-89.8-15.3-49.8	-0.147	41.7	0
269	2	9-49.8-4.7-23.9	-0.134	48.6	2.8
270	2	15.3-49.8-4.7-23.9	-0.134	37.1	2.8
271	2	35.3-49.8-4.7-23.9	-0.134	47.2	0
272	2	2-23.9-0.8-9	-0.086	50	0
273	2	4.7-23.9-0.8-9	-0.086	42.9	2.8
274	2	15.3-23.9-0.8-9	-0.086	44.4	0
275	2	9-89.8-4.7-35.3	-0.058	47.1	5.6
276	2	15.3-89.8-4.7-35.3	-0.058	40	2.8
277	2	23.9-89.8-4.7-35.3	-0.058	44.4	0
278	2	49.8-89.8-4.7-35.3	-0.058	41.7	0
279	2	67.8-89.8-4.7-35.3	-0.058	52.8	0
280	2	2-49.8-0.8-15.3	-0.015	51.4	2.8
281	2	4.7-49.8-0.8-15.3	-0.015	36.1	0
282	2	9-49.8-0.8-15.3	-0.015	50	5.6
283	2	23.9-49.8-0.8-15.3	-0.015	62.9	2.8
284	2	35.3-49.8-0.8-15.3	-0.015	47.2	0
285	2	2-0.8-49.8-15.3	0.015	51.4	2.8
286	2	4.7-0.8-49.8-15.3	0.015	67.6	5.6
287	2	9-0.8-49.8-15.3	0.015	58.3	0
288	2	23.9-0.8-49.8-15.3	0.015	41.7	0

289	2	35.3-0.8-49.8-15.3	0.015	50	0
290	2	9-4.7-89.8-35.3	0.058	58.3	0
291	2	15.3-4.7-89.8-35.3	0.058	61.1	0
292	2	23.9-4.7-89.8-35.3	0.058	58.3	0
293	2	49.8-4.7-89.8-35.3	0.058	41.7	0
294	2	67.8-4.7-89.8-35.3	0.058	47.2	0
295	2	2-0.8-23.9-9	0.086	58.3	0
296	2	4.7-0.8-23.9-9	0.086	52.8	0
297	2	15.3-0.8-23.9-9	0.086	55.6	0
298	2	9-4.7-49.8-23.9	0.134	48.6	2.8
299	2	15.3-4.7-49.8-23.9	0.134	65.7	2.8
300	2	35.3-4.7-49.8-23.9	0.134	72.2	0
301	2	23.9-15.3-89.8-49.8	0.147	50	0
302	2	35.3-15.3-89.8-49.8	0.147	50	0
303	2	67.8-15.3-89.8-49.8	0.147	55.6	0
304	2	9-89.8-4.7-23.9	0.229	54.3	2.8
305	2	15.3-89.8-4.7-23.9	0.229	48.6	2.8
306	2	35.3-89.8-4.7-23.9	0.229	58.3	0
307	2	49.8-89.8-4.7-23.9	0.229	47.2	0
308	2	67.8-89.8-4.7-23.9	0.229	50	0
309	2	2-0.8-9-4.7	0.233	66.7	0
310	2	23.9-89.8-15.3-35.3	0.255	68.6	2.8
311	2	49.8-89.8-15.3-35.3	0.255	55.6	0
312	2	67.8-89.8-15.3-35.3	0.255	66.7	0
313	2	9-49.8-4.7-15.3	0.267	58.8	5.6
314	2	23.9-49.8-4.7-15.3	0.267	62.9	2.8
315	2	35.3-49.8-4.7-15.3	0.267	52.8	0
316	2	2-49.8-0.8-9	0.279	73.5	5.6
317	2	4.7-49.8-0.8-9	0.279	69.4	0
318	2	15.3-49.8-0.8-9	0.279	68.6	2.8
319	2	23.9-49.8-0.8-9	0.279	65.7	2.8
320	2	35.3-49.8-0.8-9	0.279	61.1	0
321	2	9-4.7-23.9-15.3	0.293	58.3	0
322	2	23.9-15.3-49.8-35.3	0.3	58.3	0
323	2	49.8-35.3-89.8-67.8	0.307	61.1	0
324	2	2-0.8-49.8-23.9	0.327	57.1	2.8
325	2	4.7-0.8-49.8-23.9	0.327	61.1	0
326	2	9-0.8-49.8-23.9	0.327	63.9	0
327	2	15.3-0.8-49.8-23.9	0.327	68.6	2.8
328	2	35.3-0.8-49.8-23.9	0.327	75	0
329	2	2-23.9-0.8-4.7	0.33	57.1	2.8
330	2	9-23.9-0.8-4.7	0.33	63.9	0

331	2	15.3-23.9-0.8-4.7	0.33	72.2	0
332	2	9-4.7-89.8-49.8	0.359	62.9	2.8
333	2	15.3-4.7-89.8-49.8	0.359	75	0
334	2	23.9-4.7-89.8-49.8	0.359	70.6	5.6
335	2	35.3-4.7-89.8-49.8	0.359	77.1	2.8
336	2	67.8-4.7-89.8-49.8	0.359	69.4	0
337	2	67.8-89.8-35.3-49.8	0.361	69.4	0
338	2	35.3-49.8-15.3-23.9	0.367	66.7	0
339	2	15.3-23.9-4.7-9	0.373	61.1	0
340	2	4.7-9-0.8-2	0.496	80.6	0
341	2	9-89.8-4.7-15.3	0.502	68.6	2.8
342	2	23.9-89.8-4.7-15.3	0.502	68.6	2.8
343	2	35.3-89.8-4.7-15.3	0.502	80	2.8
344	2	49.8-89.8-4.7-15.3	0.502	77.8	0
345	2	67.8-89.8-4.7-15.3	0.502	75	0
346	2	2-0.8-23.9-15.3	0.53	75	0
347	2	4.7-0.8-23.9-15.3	0.53	77.8	0
348	2	9-0.8-23.9-15.3	0.53	88.9	0
349	2	2-49.8-0.8-4.7	0.556	75.8	8.3
350	2	9-49.8-0.8-4.7	0.556	77.8	0
351	2	15.3-49.8-0.8-4.7	0.556	77.8	0
352	2	23.9-49.8-0.8-4.7	0.556	86.1	0
353	2	35.3-49.8-0.8-4.7	0.556	86.1	0
354	2	9-4.7-49.8-35.3	0.557	69.4	0
355	2	15.3-4.7-49.8-35.3	0.557	80.6	0
356	2	23.9-4.7-49.8-35.3	0.557	86.1	0
357	2	23.9-15.3-89.8-67.8	0.565	80.6	0
358	2	35.3-15.3-89.8-67.8	0.565	83.3	0
359	2	49.8-15.3-89.8-67.8	0.565	77.8	0
360	2	35.3-89.8-15.3-23.9	0.637	83.3	0
361	2	49.8-89.8-15.3-23.9	0.637	91.7	0
362	2	67.8-89.8-15.3-23.9	0.637	83.3	0
363	2	15.3-49.8-4.7-9	0.645	91.2	5.6
364	2	23.9-49.8-4.7-9	0.645	77.8	0
365	2	35.3-49.8-4.7-9	0.645	77.8	0
366	2	2-0.8-49.8-35.3	0.655	77.8	0
367	2	4.7-0.8-49.8-35.3	0.655	86.1	0
368	2	9-0.8-49.8-35.3	0.655	86.1	0
369	2	15.3-0.8-49.8-35.3	0.655	91.7	0
370	2	23.9-0.8-49.8-35.3	0.655	80.6	0
371	2	9-4.7-89.8-67.8	0.673	80.6	0
372	2	15.3-4.7-89.8-67.8	0.673	80.6	0

373	2	23.9-4.7-89.8-67.8	0.673	83.3	0
374	2	35.3-4.7-89.8-67.8	0.673	91.7	0
375	2	49.8-4.7-89.8-67.8	0.673	77.8	0
376	2	4.7-23.9-0.8-2	0.726	86.1	0
377	2	9-23.9-0.8-2	0.726	91.7	0
378	2	15.3-23.9-0.8-2	0.726	88.9	0
379	2	15.3-89.8-4.7-9	0.758	88.6	2.8
380	2	23.9-89.8-4.7-9	0.758	83.3	0
381	2	35.3-89.8-4.7-9	0.758	86.1	0
382	2	49.8-89.8-4.7-9	0.758	75	0
383	2	67.8-89.8-4.7-9	0.758	86.1	0
384	2	4.7-49.8-0.8-2	0.818	94.4	0
385	2	9-49.8-0.8-2	0.818	91.4	2.8
386	2	15.3-49.8-0.8-2	0.818	97.2	0
387	2	23.9-49.8-0.8-2	0.818	94.4	0
388	2	35.3-49.8-0.8-2	0.818	97.2	0
389	3	0.8-67.8-2-89.8	-0.744	25	0
390	3	0.8-67.8-4.7-89.8	-0.719	25	0
391	3	4.7-23.9-15.3-25.9	-0.716	17.1	2.8
392	3	4.7-15.3-9-16.9	-0.701	5.7	2.8
393	3	15.3-35.3-23.9-38	-0.7	12.1	8.3
394	3	4.7-35.3-23.9-38	-0.7	14.3	2.8
395	3	15.3-49.8-35.3-53.3	-0.696	15.2	8.3
396	3	0.8-67.8-9-89.8	-0.687	8.6	2.8
397	3	4.7-67.8-9-89.8	-0.687	17.1	2.8
398	3	0.8-35.3-2-49.8	-0.681	19.4	0
399	3	0.8-67.8-15.3-89.8	-0.643	19.4	0
400	3	4.7-67.8-15.3-89.8	-0.643	25	0
401	3	0.8-35.3-4.7-49.8	-0.637	22.9	2.8
402	3	0.8-67.8-23.9-89.8	-0.58	8.8	5.6
403	3	4.7-67.8-23.9-89.8	-0.58	17.6	5.6
404	3	15.3-67.8-23.9-89.8	-0.58	30.6	0
405	3	0.8-35.3-9-49.8	-0.576	19.4	0
406	3	4.7-35.3-9-49.8	-0.576	20	2.8
407	3	0.8-15.3-2-23.9	-0.572	20	2.8
408	3	0.8-49.8-2-89.8	-0.553	28.6	2.8
409	3	0.8-49.8-4.7-89.8	-0.515	25.7	2.8
410	3	15.3-35.3-23.9-42	-0.497	26.5	5.6
411	3	4.7-35.3-23.9-42	-0.497	14.3	2.8
412	3	4.7-15.3-9-19.2	-0.493	14.7	5.6
413	3	15.3-49.8-35.3-58.4	-0.49	18.2	8.3
414	3	0.8-67.8-35.3-89.8	-0.485	20	2.8

415	3	4.7-67.8-35.3-89.8	-0.485	23.5	5.6
416	3	15.3-67.8-35.3-89.8	-0.485	37.1	2.8
417	3	4.7-23.9-15.3-29.4	-0.482	26.5	5.6
418	3	0.8-35.3-15.3-49.8	-0.482	26.5	5.6
419	3	4.7-35.3-15.3-49.8	-0.482	34.3	2.8
420	3	0.8-15.3-4.7-23.9	-0.478	31.4	2.8
421	3	0.8-49.8-9-89.8	-0.466	24.2	8.3
422	3	4.7-49.8-9-89.8	-0.466	17.6	5.6
423	3	0.8-23.9-2-49.8	-0.459	36.4	8.3
424	3	0.8-35.3-2-89.8	-0.406	36.4	8.3
425	3	0.8-49.8-15.3-89.8	-0.402	21.2	8.3
426	3	4.7-49.8-15.3-89.8	-0.402	30.3	8.3
427	3	0.8-23.9-4.7-49.8	-0.396	24.2	8.3
428	3	0.8-35.3-4.7-89.8	-0.36	29	13.9
429	3	0.8-67.8-49.8-89.8	-0.325	34.4	11.1
430	3	4.7-67.8-49.8-89.8	-0.325	29.4	5.6
431	3	15.3-67.8-49.8-89.8	-0.325	42.9	2.8
432	3	35.3-67.8-49.8-89.8	-0.325	52.9	5.6
433	3	23.9-67.8-49.8-89.8	-0.325	28.6	2.8
434	3	15.3-49.8-35.3-67.8	-0.324	29.4	5.6
435	3	0.8-35.3-23.9-49.8	-0.323	37.5	11.1
436	3	4.7-35.3-23.9-49.8	-0.323	29.4	5.6
437	3	15.3-35.3-23.9-49.8	-0.323	44.4	0
438	3	9-35.3-23.9-49.8	-0.323	32.4	5.6
439	3	2-35.3-23.9-49.8	-0.323	38.2	5.6
440	3	0.8-4.7-2-9	-0.322	32.4	5.6
441	3	4.7-23.9-15.3-35.3	-0.322	25.7	2.8
442	3	0.8-15.3-9-23.9	-0.32	35.5	13.9
443	3	4.7-15.3-9-23.9	-0.32	31.3	11.1
444	3	2-15.3-9-23.9	-0.32	53.1	11.1
445	3	0.8-49.8-23.9-89.8	-0.315	29.4	5.6
446	3	4.7-49.8-23.9-89.8	-0.315	30.3	8.3
447	3	15.3-49.8-23.9-89.8	-0.315	26.5	5.6
448	3	0.8-23.9-9-49.8	-0.31	44.4	0
449	3	4.7-23.9-9-49.8	-0.31	35.3	5.6
450	3	0.8-9-2-23.9	-0.308	36.4	8.3
451	3	0.8-35.3-9-89.8	-0.302	44.1	5.6
452	3	4.7-35.3-9-89.8	-0.302	33.3	8.3
453	3	0.8-15.3-2-49.8	-0.297	36.4	8.3
454	3	0.8-35.3-15.3-89.8	-0.229	33.3	8.3
455	3	4.7-35.3-15.3-89.8	-0.229	45.5	8.3
456	3	0.8-15.3-4.7-49.8	-0.225	51.4	2.8

457	3	0.8-49.8-35.3-89.8	-0.19	34.4	11.1
458	3	4.7-49.8-35.3-89.8	-0.19	30.3	8.3
459	3	15.3-49.8-35.3-89.8	-0.19	41.2	5.6
460	3	15.3-35.3-23.9-67.8	-0.189	44.1	5.6
461	3	4.7-35.3-23.9-67.8	-0.189	48.6	2.8
462	3	0.8-23.9-15.3-49.8	-0.188	41.9	13.9
463	3	4.7-23.9-15.3-49.8	-0.188	32.3	13.9
464	3	4.7-15.3-9-35.3	-0.187	54.5	8.3
465	3	0.8-9-4.7-23.9	-0.186	52.9	5.6
466	3	0.8-9-2-49.8	-0.174	38.7	13.9
467	3	0.8-35.3-23.9-89.8	-0.132	25.8	13.9
468	3	4.7-35.3-23.9-89.8	-0.132	51.4	2.8
469	3	15.3-35.3-23.9-89.8	-0.132	40.6	11.1
470	3	4.7-23.9-15.3-67.8	-0.131	51.6	13.9
471	3	0.8-15.3-9-49.8	-0.13	35.5	13.9
472	3	4.7-15.3-9-49.8	-0.13	34.4	11.1
473	3	0.8-4.7-2-23.9	-0.129	45.2	13.9
474	3	4.7-15.3-9-67.8	-0.099	36.7	16.7
475	3	0.8-9-4.7-49.8	-0.098	51.9	25
476	3	0.8-4.7-9-49.8	0.098	69	19.4
477	3	4.7-9-15.3-67.8	0.099	80.6	13.9
478	3	0.8-2-4.7-23.9	0.129	75	11.1
479	3	0.8-9-15.3-49.8	0.13	61.3	13.9
480	3	4.7-9-15.3-49.8	0.13	66.7	16.7
481	3	4.7-15.3-23.9-67.8	0.131	75.8	8.3
482	3	0.8-23.9-35.3-89.8	0.132	57.6	8.3
483	3	4.7-23.9-35.3-89.8	0.132	65.7	2.8
484	3	15.3-23.9-35.3-89.8	0.132	63.6	8.3
485	3	0.8-2-9-49.8	0.174	79.4	5.6
486	3	0.8-4.7-9-23.9	0.186	81.8	8.3
487	3	4.7-9-15.3-35.3	0.187	78.1	11.1
488	3	0.8-15.3-23.9-49.8	0.188	71.9	11.1
489	3	4.7-15.3-23.9-49.8	0.188	54.5	8.3
490	3	15.3-23.9-35.3-67.8	0.189	61.8	5.6
491	3	4.7-23.9-35.3-67.8	0.189	56.3	11.1
492	3	0.8-35.3-49.8-89.8	0.19	67.6	5.6
493	3	4.7-35.3-49.8-89.8	0.19	78.8	8.3
494	3	15.3-35.3-49.8-89.8	0.19	78.8	8.3
495	3	0.8-4.7-15.3-49.8	0.225	78.8	8.3
496	3	0.8-15.3-35.3-89.8	0.229	75.8	8.3
497	3	4.7-15.3-35.3-89.8	0.229	88.2	5.6
498	3	0.8-2-15.3-49.8	0.297	82.4	5.6

499	3	0.8-9-35.3-89.8	0.302	82.9	2.8
500	3	4.7-9-35.3-89.8	0.302	87.1	13.9
501	3	0.8-2-9-23.9	0.308	78.8	8.3
502	3	0.8-9-23.9-49.8	0.31	87.9	8.3
503	3	4.7-9-23.9-49.8	0.31	79.4	5.6
504	3	0.8-23.9-49.8-89.8	0.315	84.8	8.3
505	3	4.7-23.9-49.8-89.8	0.315	90.6	11.1
506	3	15.3-23.9-49.8-89.8	0.315	76.5	5.6
507	3	0.8-9-15.3-23.9	0.32	88.6	2.8
508	3	4.7-9-15.3-23.9	0.32	79.4	5.6
509	3	2-9-15.3-23.9	0.32	78.8	8.3
510	3	4.7-15.3-23.9-35.3	0.322	74.3	2.8
511	3	0.8-2-4.7-9	0.322	79.4	5.6
512	3	0.8-23.9-35.3-49.8	0.323	87.5	11.1
513	3	4.7-23.9-35.3-49.8	0.323	88.2	5.6
514	3	15.3-23.9-35.3-49.8	0.323	73.5	5.6
515	3	9-23.9-35.3-49.8	0.323	83.3	0
516	3	2-23.9-35.3-49.8	0.323	82.9	2.8
517	3	15.3-35.3-49.8-67.8	0.324	75	0
518	3	0.8-49.8-67.8-89.8	0.325	63.6	8.3
519	3	4.7-49.8-67.8-89.8	0.325	79.4	5.6
520	3	15.3-49.8-67.8-89.8	0.325	78.8	8.3
521	3	35.3-49.8-67.8-89.8	0.325	61.1	0
522	3	23.9-49.8-67.8-89.8	0.325	82.9	2.8
523	3	0.8-4.7-35.3-89.8	0.36	84.8	8.3
524	3	0.8-4.7-23.9-49.8	0.396	81.8	8.3
525	3	0.8-15.3-49.8-89.8	0.402	85.7	2.8
526	3	4.7-15.3-49.8-89.8	0.402	74.3	2.8
527	3	0.8-2-35.3-89.8	0.406	75	11.1
528	3	0.8-2-23.9-49.8	0.459	94.1	5.6
529	3	0.8-9-49.8-89.8	0.466	81.8	8.3
530	3	4.7-9-49.8-89.8	0.466	75.8	8.3
531	3	0.8-4.7-15.3-23.9	0.478	85.7	2.8
532	3	0.8-15.3-35.3-49.8	0.482	91.4	2.8
533	3	4.7-15.3-35.3-49.8	0.482	85.7	2.8
534	3	4.7-15.3-23.9-29.4	0.482	73.5	5.6
535	3	0.8-35.3-67.8-89.8	0.485	86.1	0
536	3	4.7-35.3-67.8-89.8	0.485	91.2	5.6
537	3	15.3-35.3-67.8-89.8	0.485	74.3	2.8
538	3	15.3-35.3-49.8-58.4	0.49	80	2.8
539	3	4.7-9-15.3-19.2	0.493	73.5	5.6
540	3	15.3-23.9-35.3-42	0.497	68.6	2.8



541	3	4.7-23.9-35.3-42	0.497	87.1	13.9
542	3	0.8-4.7-49.8-89.8	0.515	91.2	5.6
543	3	0.8-2-49.8-89.8	0.553	75.8	8.3
544	3	0.8-2-15.3-23.9	0.572	77.8	0
545	3	0.8-9-35.3-49.8	0.576	85.7	2.8
546	3	4.7-9-35.3-49.8	0.576	87.9	8.3
547	3	0.8-23.9-67.8-89.8	0.58	88.6	2.8
548	3	4.7-23.9-67.8-89.8	0.58	88.9	0
549	3	15.3-23.9-67.8-89.8	0.58	85.3	5.6
550	3	0.8-4.7-35.3-49.8	0.637	85.7	2.8
551	3	0.8-15.3-67.8-89.8	0.643	91.2	5.6
552	3	4.7-15.3-67.8-89.8	0.643	94.4	0
553	3	0.8-2-35.3-49.8	0.681	91.4	2.8
554	3	0.8-9-67.8-89.8	0.687	91.7	0
555	3	4.7-9-67.8-89.8	0.687	86.1	0
556	3	15.3-35.3-49.8-53.3	0.696	91.4	2.8
557	3	15.3-23.9-35.3-38	0.7	79.4	5.6
558	3	4.7-23.9-35.3-38	0.7	85.3	5.6
559	3	4.7-9-15.3-16.9	0.701	88.6	2.8
560	3	4.7-15.3-23.9-25.9	0.716	94.3	2.8
561	3	0.8-4.7-67.8-89.8	0.719	88.6	2.8
562	3	0.8-2-67.8-89.8	0.744	85.7	2.8

表 B. 1 全刺激の輝度パターンとその刺激に対する回答のリスト。2列目の数字は、図 3.6 で定義される刺激タイプを表す。刺激 1~180 はタイプ 1 に、刺激 181~388 はタイプ 2 に、刺激 389~562 はタイプ 3 にそれぞれ属する。3列目から 6列目は、各刺激の領域  $a$ ,  $b$ ,  $p$ ,  $q$  の輝度をそれぞれ表す。なお、輝度値は画面の最大輝度  $89.2 \text{ cd/m}^2$  で除算することにより標準化してある。7列目は、明るさを用いて計算した  $\rho$ (式 3.1)の値を表す。明るさ変換には  $n=0.46$  とした式 3.6 を用いた。8列目と 9列目は、それぞれ各刺激に対して得られた「左の円が手前に見えた確率」とキャンセル率を表す。