

---

# FOCS データベースを用いた 目の(周囲)画像の照合に関する検討

伊藤康一, 青山章一郎, 草薙大地, 青木孝文

東北大学 大学院情報科学研究科

## 本発表をはじめめる前に・・・

---

- 2007年からSCISに参加(発表)している  
(かれこれ9年目・・・)
- 普通な発表をまじめにしてもおもしろくない
- 聴講者も試してみようと思うような発表をしよう
  
- どうしたのか, どうやったのかではなく, どう考えたのかを  
メインに話をする
- 誰でも比較的簡単に実現できることを示す  
MATLABスクリプトをスライドに載せる

# 最近のバイオメトリクスに関する研究動向

- 純粋な照合アルゴリズムの研究よりも、照合アルゴリズムの性能を引き出すための前処理の研究が増えてきた
  - LBP [1] などを代表とする汎用的な照合アルゴリズムが使われるようになった
  - コードが公開されていて、誰でも簡単に使えることが大きい
- 1つのモダリティのみで認証するのではなく、画像から抽出できる複数の特徴を使わなければ実用的な性能にならない
  - マルチモーダルバイオメトリクス
  - ソフトバイオメトリクス(年齢, 性別など)との併用
- 純粋な(王道な)照合以外のテーマが増えてきた
  - なりすましに関連したテーマ

[1] LBP (MATLAB code): <http://www.cse.oulu.fi/CMV/Downloads/LBP Matlab>

# トップカンファレンスにおける研究動向

国際会議	ICBA2004		ICB2006		ICB2007		ICB2009		IJCB2011		ICB2012		ICB2013		IJCB2014	
顔	30	28.8%	27	26.0%	41	33.1%	44	35.2%	44	40.0%	25	30.9%	24	33.3%	21	27.6%
音声	8	7.7%	3	2.9%	6	4.8%	10	8.0%	2	1.8%	3	3.7%	1	1.4%	0	0%
指紋	23	22.1%	19	18.2%	21	16.9%	11	8.8%	14	12.7%	11	13.6%	11	15.3%	14	18.4%
掌紋	3	2.9%	2	1.9%	4	3.2%	6	4.8%	3	2.7%	3	3.7%	2	2.8%	1	1.3%
マルチ モーダル	10	9.6%	7	6.7%	8	6.5%	24	19.2%	16	14.5%	4	4.9%	1	1.4%	3	3.9%
歩容	0	0%	3	2.9%	5	4.0%	6	4.8%	7	6.4%	2	2.5%	2	2.8%	2	2.6%
虹彩	11	10.6%	18	17.3%	12	9.7%	12	9.6%	6	5.5%	16	19.8%	13	18.1%	16	21.1%
筆跡	13	12.5%	4	3.8%	10	8.1%	4	3.2%	4	3.6%	0	0%	5	6.9%	1	1.3%
その他	6	5.8%	21	20.2%	17	13.7%	8	6.4%	14	12.7%	17	21.0%	13	18.1%	18	23.7%

ICBA: International Conference on Biometric Authentication

ICB: International Conference on Biometrics

IJCB: International Joint Conference on Biometrics

# Iris と Ocular の研究動向

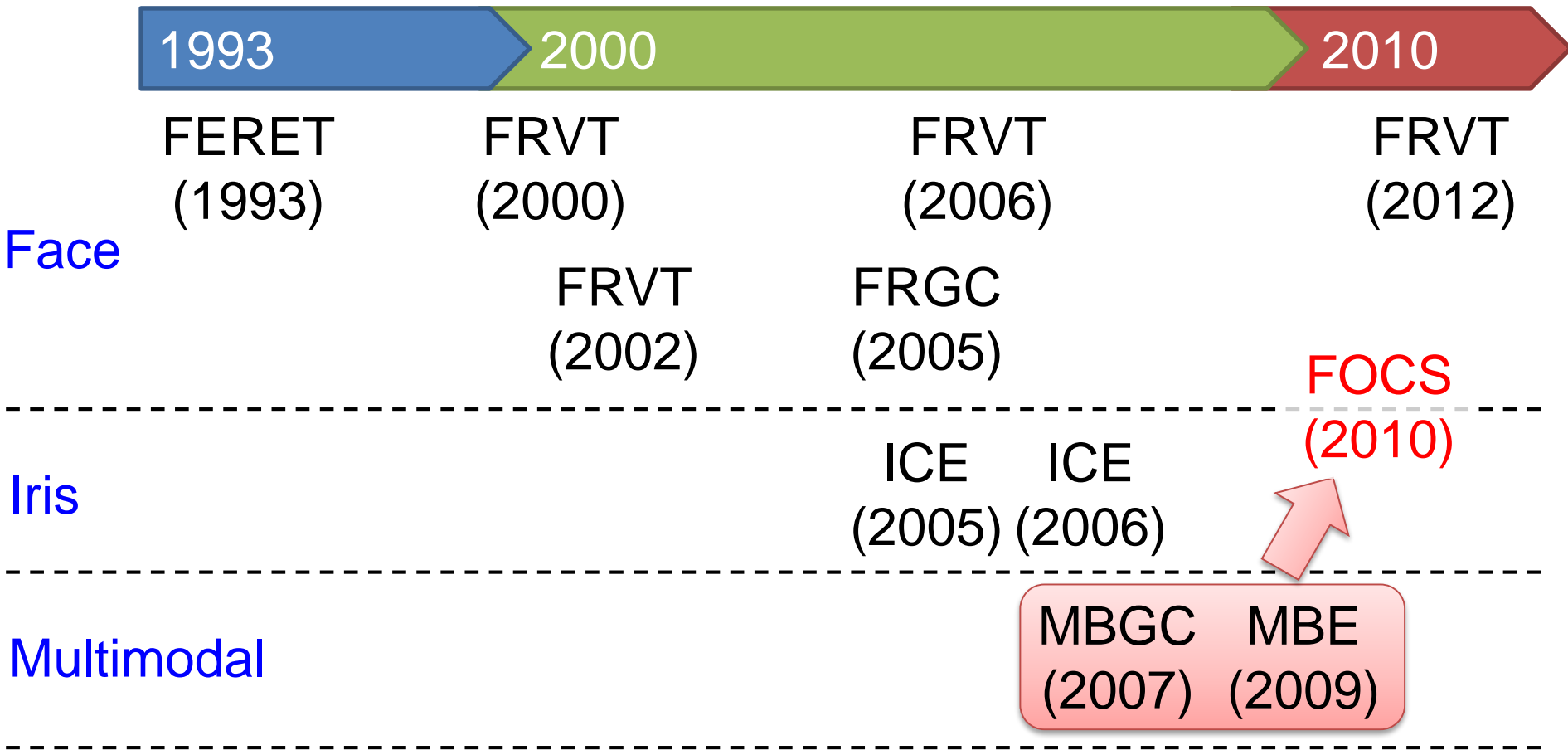
国際会議	ICBA 2004	ICB 2006	ICB 2007	ICB 2009	IJCB 2011	ICB 2012	ICB 2013	IJCB 2014
合計	11	18	12	12	6	16	13	16
虹彩 前処理	1	9	5	4	3	8	5	9
虹彩 照合	7	7	4	3	2	4	3	2
虹彩 システム	3	2	3	5	0	3	1	4
Ocular	0	0	0	0	1	1	4	1

思ったより数が少ない・・・

トップカンファレンス以外のOcularの数を調べてみると・・・

	2009	2010	2011	2012	2013	2014
学術雑誌	0	2	4	2	1	4
国際会議	1	4	2	6	4	2

# NISTの性能評価プログラム



Face and Ocular Challenge Series (FOCS)  
<http://www.nist.gov/itl/iad/ig/focs.cfm>

## ■ The Good, The Bad, and The Ugly (GBU)

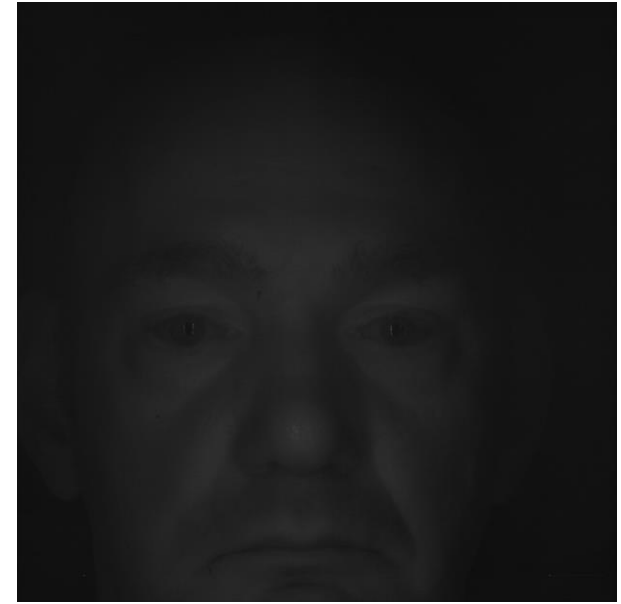
- 顔画像の撮影環境の3状態(よい・悪い・ひどい)に対して顔認証の性能評価を行う

## ■ Video

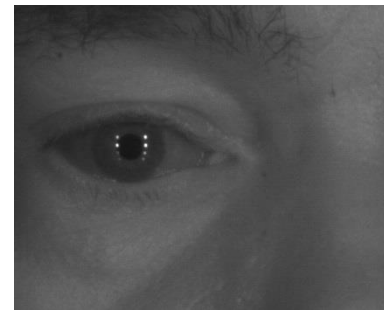
- 歩いたり会話しているシーンを使って顔認証を行う

## ■ Ocular Challenge

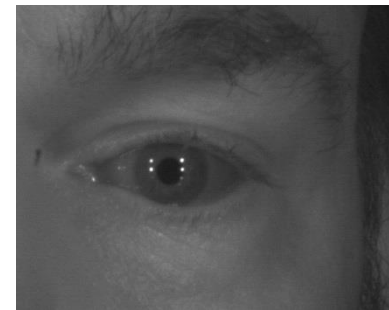
- 近赤外線照明下でカメラに向かって歩くシーンから抽出した目の画像を使って認証を行う



動画像



右目



左目

# FOCSデータベースを取得するには・・・

- FOCSなどのデータは, ノートルダム大学で管理している  
[http://www3.nd.edu/~cvrl/CVRL/Data\\_Sets.html](http://www3.nd.edu/~cvrl/CVRL/Data_Sets.html)
- FOCSデータベースに関連する License Agreement を提出する(以下の6つの書類が必要・・・)
  - (i) BEE license, (ii) FOCS-License-Agreement, (iii) FRGC-v2.0-data-license\_rev2, (iv) MBGC-v2.0-data-license-agreement, (v) MBGC-v2.0-UTD-video-DB-permission, (vi) MBGC-v2.0-UTD-video-license-agreement
- 注意事項
  - 研究者本人ではなく, 組織長のサインが必要  
大学の場合は, 研究科長でも可
  - 事務局のメールのレスポンスが遅い
  - 全データをダウンロードするのに数日かかる  
FOCS: **164GB**, FRGC: **68.5GB**, MBGC: **102GB**



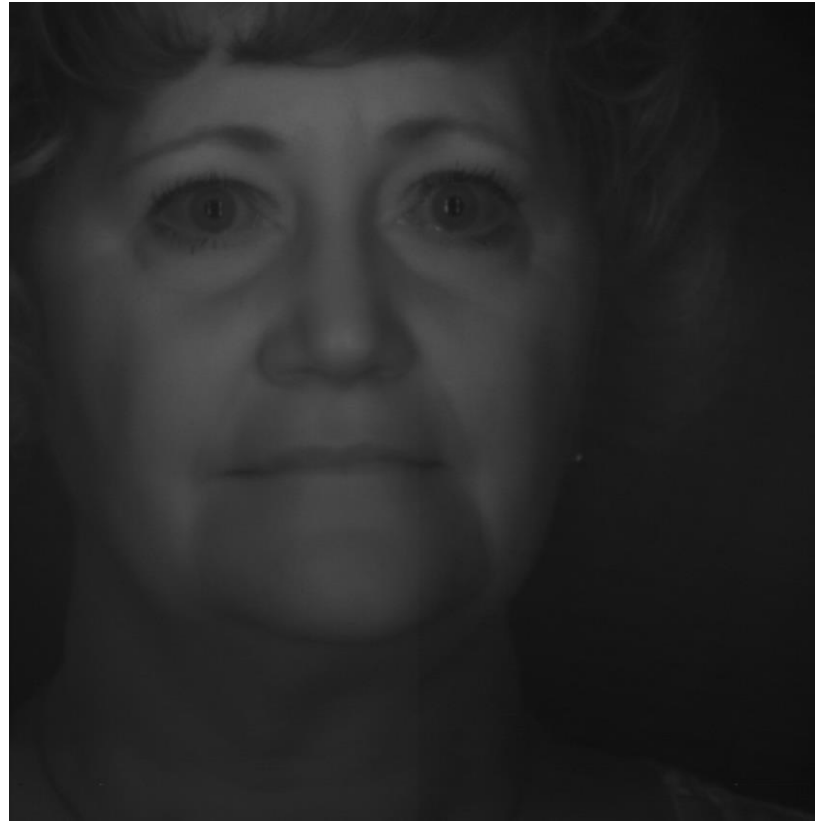
# 本発表の目的

- 目の周囲画像を用いたバイオメトリクス認証について検討する
  - 歩行者を自動認証するための顔や虹彩に代わる新しい生体特徴として注目されている
  - カメラから離れている人物に対しては、虹彩の識別性能が高いといっても限界があるので、目の周囲画像を使った方がよい・・・と言われている
- NIST が公開している FOCS データベースを対象とする
  - アメリカで Ocular recognition をどのようなシーンで使おうとしているかがわかる
  - 実践的な環境なので、そのままでは、十分な認証性能が出せない
  - どうすればよいかを検討してみた

# 発表手順

---

- 背景・目的
  - バイオメトリクスの研究動向
  - Ocular recognition の研究動向
  - FOCSデータベースについて
  - 本発表の目的
- FOCSデータベースの難しさ
- 画質評価
  - 空間領域における画質評価
  - 周波数領域における画質評価
- m-SIFT を用いた照合アルゴリズム
- 性能評価実験
- まとめ・今後の課題



¥MBGC-V2¥FaceNIRVideo¥05321d105.avi

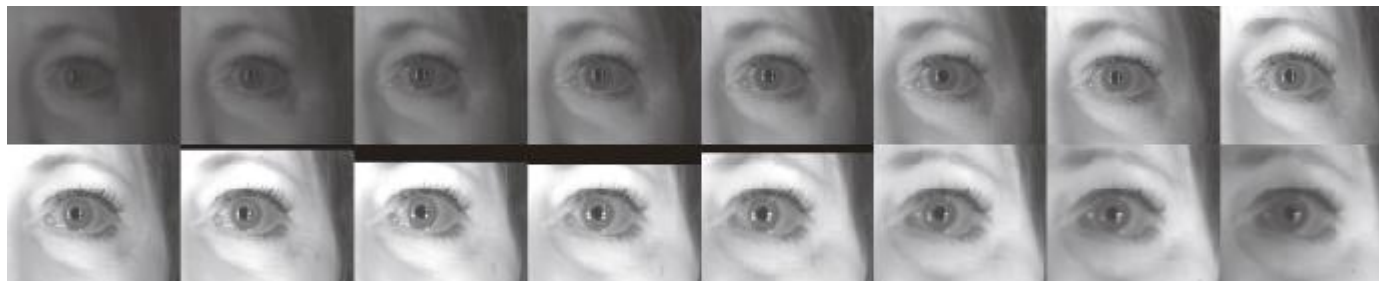
- 画質が悪くて全フレームは使えなさそう
- 全体的に暗くて、ぼけているように見える
- 近赤外線カメラのノイズが見える・・・

# FOCSデータベースを見てみよう (2/2)

動画像を構成しているフレームを抽出してみると...



暗すぎて使えない画像が多い...



¥FOCS¥OcularStillChallenge1¥BEST\_Data¥MBGC\_FaceNIRVideo\_Clips¥05321d105\_??\_I.jpg

実際のFOCSデータベースには、それなりの画質の画像(フレーム)が選択されているけど...

# どうすれば高い性能が得られるのか？

- Ocular のための照合アルゴリズムがあればよいのでは？
  - 文献 [2] で報告されているように照合アルゴリズムで性能に差があまりない(そもそも, どれを使ったとしても性能がよくない)
  - いくつかの照合アルゴリズムを実装して検討してみたが, 同様な性能であった
- そもそも照合できるような画像ではないのでは？
  - FOCS では, 低画質な画像も使って評価している  
画質にかかわらず, 正確に照合できるアルゴリズムが求められているのはわかるけど...

- 動画像で撮影しているからこそ, 照合すべきフレームのみを選択できるはず
- 一定以上の画質の画像を対象とすべきである

[2] A. Ross et al., "Matching highly non-ideal ocular images: An information fusion approach," Proc. ICB, pp.446--453, April 2012.

# 画質評価

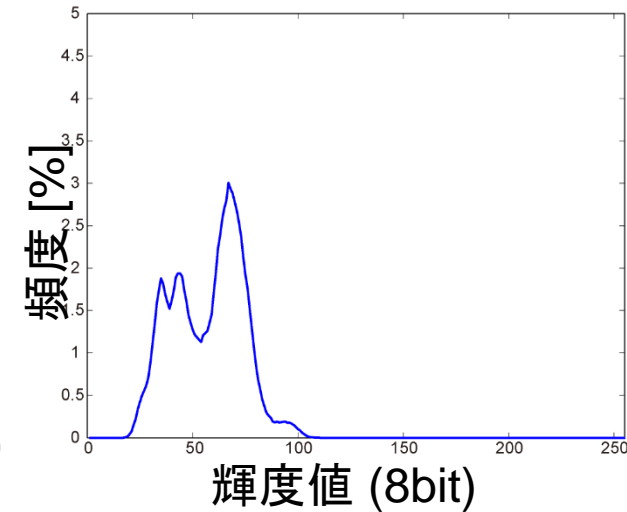
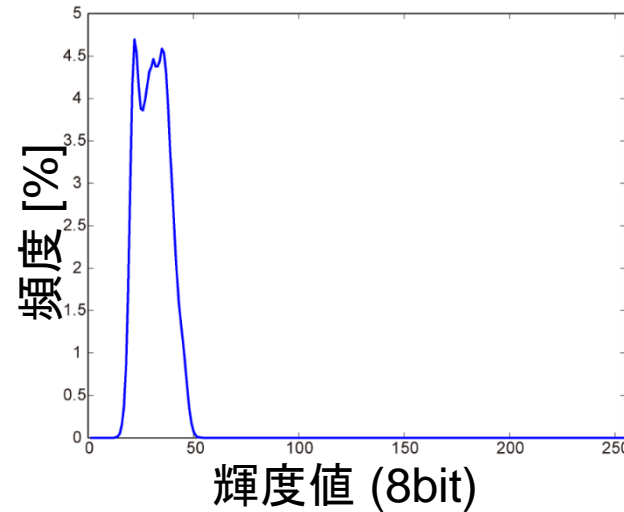
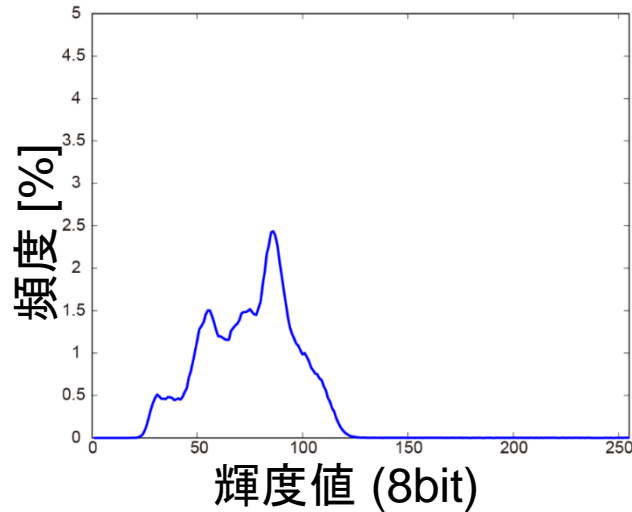
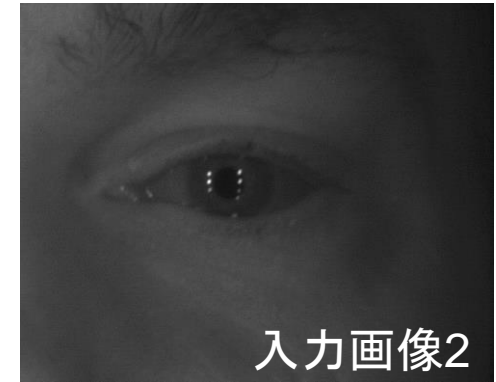
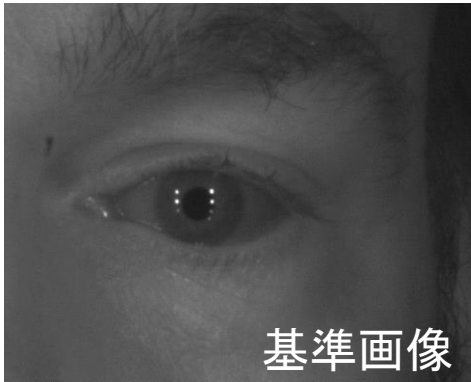
- 画像の画質を評価する手法は、たくさんある
  - 分野でいうと Image quality assessment になる
  - 圧縮した動画像や画像の画質評価のために使われている
- FOCSの画像は、そもそも画質があまりよくない
  - 正確に画質を評価するのではなく、低画質な画像を取り除ければよい
  - 画像の見た目を考慮しつつ、単純な方法で低画質な画像を見つけられればよいだろう……

- 空間領域で画素値に基づいて評価する
- 周波数領域で振幅スペクトルに基づいて評価する

# 空間領域における画質評価

- 画質を評価するためには、画像変形に不変である必要がある
    - 前処理を施して位置合わせをすることも考えられるが・・・精度が安定しないし、そこまで考えるのはめんどくさい
  - 画像変形に不変で、かつ、簡単に画質を評価するためには・・・
    - とりあえず、平行移動に不変であれば、判定ができそう
    - 少なくとも暗い画像を取り除けばよいだろう
- 画素値のヒストグラムを用いる
  - 輝度ヒストグラムを評価するために、見た目がよさそうな動画画像シーケンスの中央フレームを基準とする

# 画像の輝度ヒストグラム



- 全体的に暗い画像は、ヒストグラムが偏っている
- 見た目によさそうな画像は、基準画像のヒストグラムに似ている



# ヒストグラムの類似度？

- ヒストグラムのマッチングはどうすればよいのか？
  - ヒストグラム間の距離を測ればよさそう・・・
  - 調べてみると OpenCV [3] に実装されていた
- 先ほどの例だと・・・
  - それなりに正しそうである

	相関係数	共通領域	バタチャリア係数
入力画像1 (暗い画像)	-0.00350	0.1094	0.2940
入力画像2 (よさそうな画像)	0.5983	0.6237	0.8773

[3] OpenCV 2.4.9.0 documentation -- Histogram Comparison

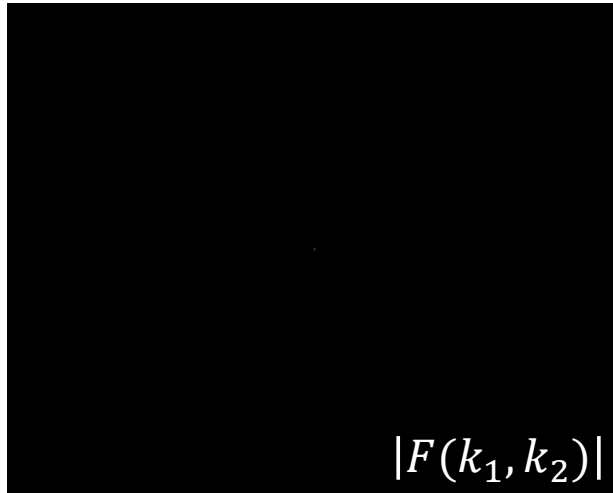
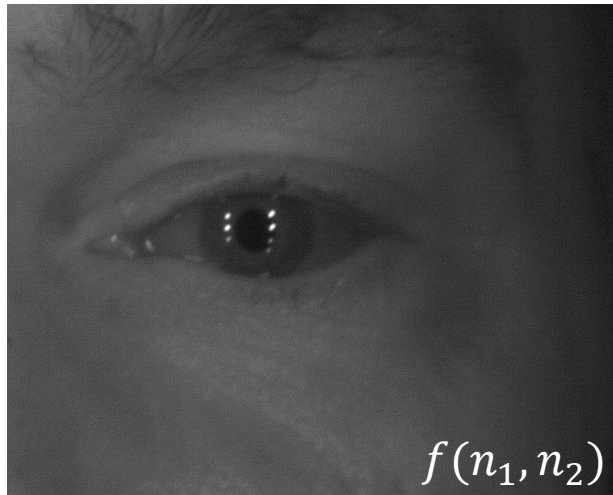
[http://docs.opencv.org/doc/tutorials/imgproc/histograms/histogram\\_comparison/histogram\\_comparison.html](http://docs.opencv.org/doc/tutorials/imgproc/histograms/histogram_comparison/histogram_comparison.html)

# 周波数領域における画質

- 周波数領域を使って画質を評価するとは・・・
  - 画像を離散フーリエ変換すると振幅スペクトルと位相スペクトルが得られる
  - 振幅スペクトルは平行移動に不変である(位相スペクトルは平行移動に敏感である)
- 振幅スペクトルからどうやって画質を評価するのか・・・
  - 画質がよければ, 低周波領域から高周波領域までエネルギーがあるはず
  - ぼけているがぞうや暗い画像は, 細かいテクスチャを表す高周波成分があまりないはず

● 平行移動に不変な振幅スペクトルを使って画質を評価する

# 振幅スペクトルを見てみよう (1/4)

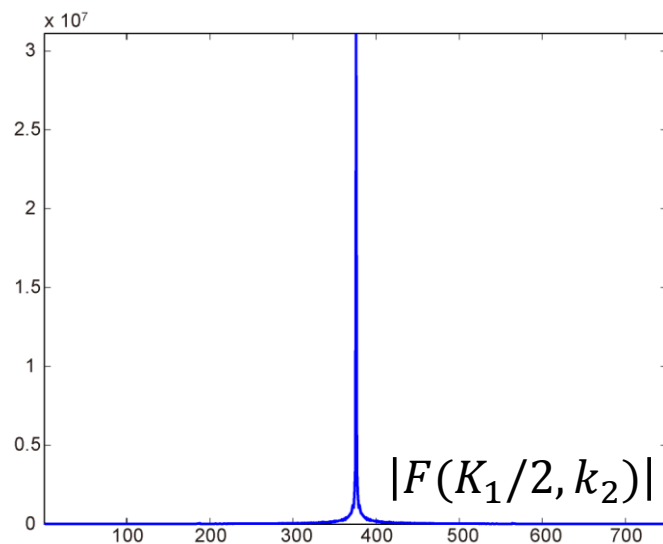
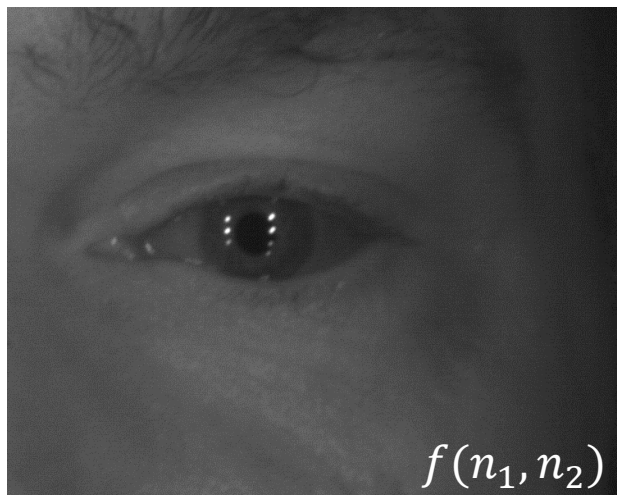


```
> F = abs(fft2(f));  
> Imshow(fftshift(F), [])
```

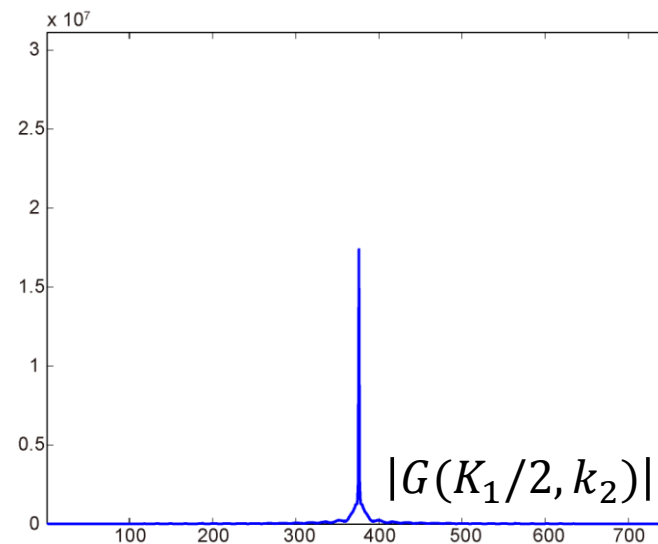


```
> G = abs(fft2(g));  
> Imshow(fftshift(G), [])
```

# 振幅スペクトルを見てみよう (2/4)

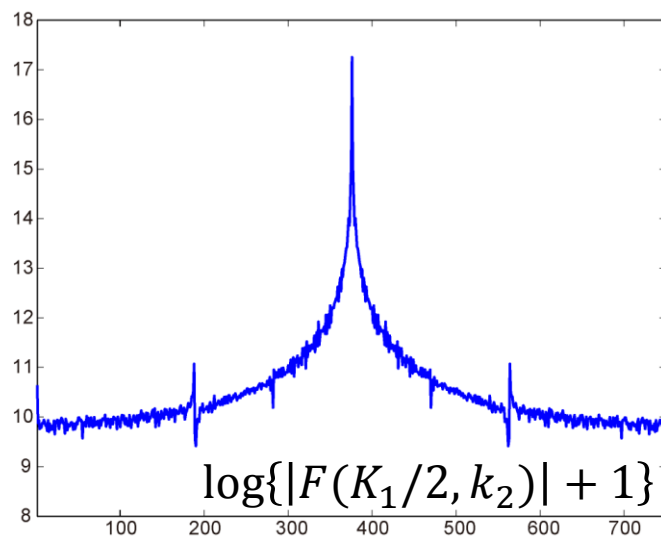
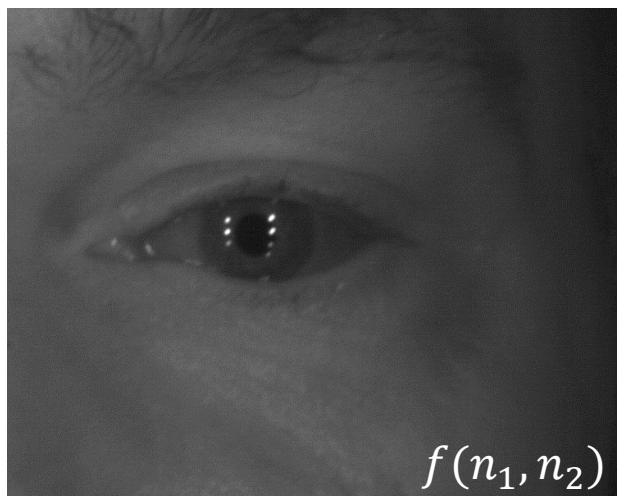


```
> plot(fftshift(F(1,:)))
```

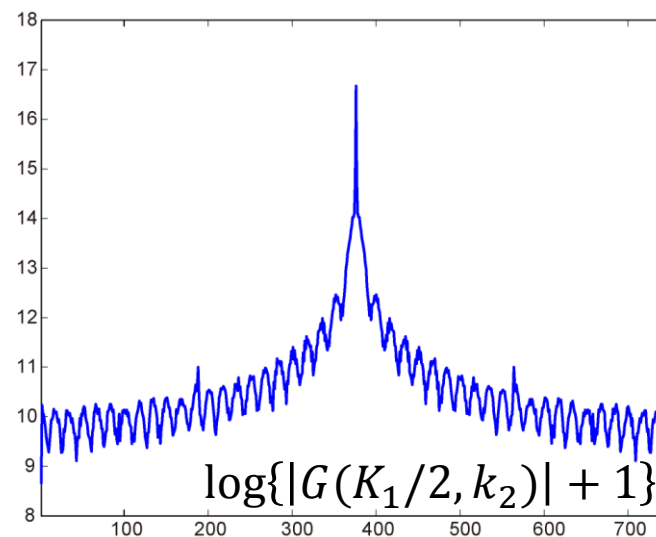


```
> plot(fftshift(G(1,:)))
```

# 振幅スペクトルを見てみよう (3/4)

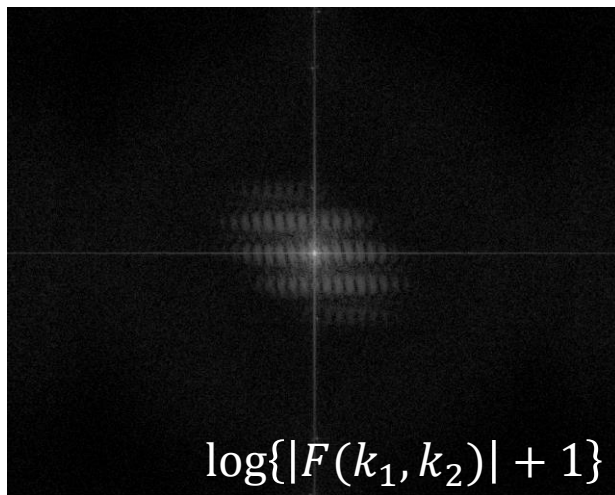
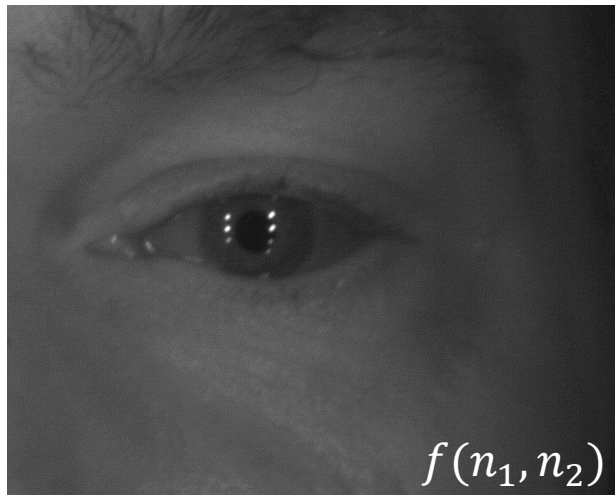


```
> plot(fftshift(log(F(1,:)+1)))
```

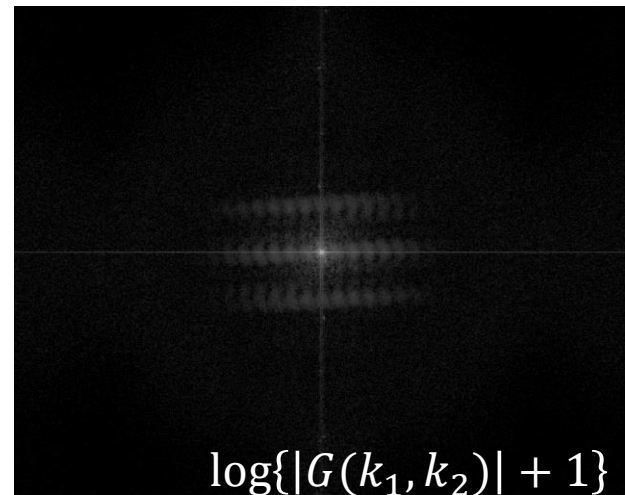


```
> plot(fftshift(log(G(1,:)+1)))
```

# 振幅スペクトルを見てみよう (4/4)



```
> imshow(fftshift(log(F+1)),[])
```

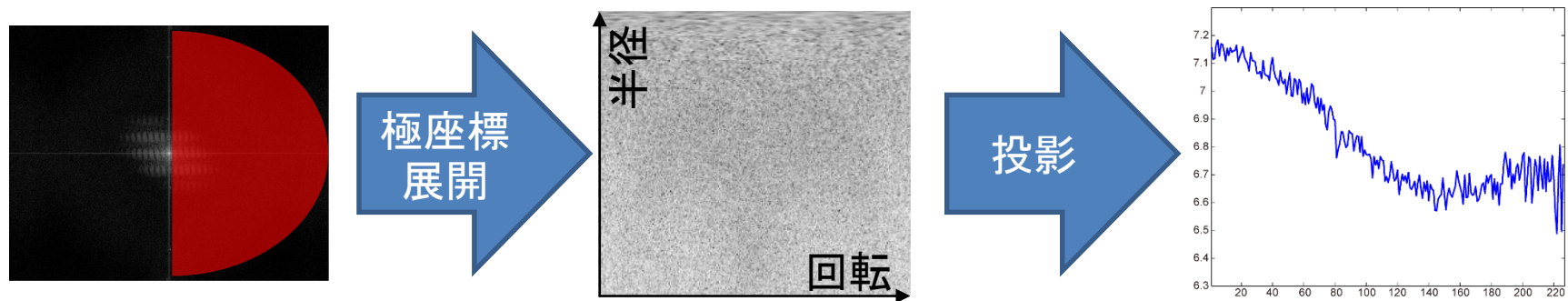


```
> imshow(fftshift(log(G+1)),[])
```



# 振幅スペクトルを用いた画質評価

- どうやって振幅スペクトルから画質を評価するのか？
  - 離散フーリエ変換の基底が円状に分布していることを利用する
  - 振幅成分のエントロピーを評価する
- 具体的には・・・
  - 振幅スペクトルを極座標展開する
  - 半径方向に投影して1次元信号とする
  - 信号のエントロピーに基づいて評価する
- その他の手法
  - 指紋画像処理で提案されている画質評価手法 [4] を用いる



[4] Y. Chen et al., "Fingerprint quality indices for predicting authentication performance," Proc. AVBPA (LNCS 3546), pp.160–170, 2005.

# 照合手法

- どの手法を用いて照合スコアを求めるか・・・
  - 新しい照合手法を検討する  
(正直なところ, そこまでの時間がない)
  - 文献 [2] を参照する限り, どの手法を使ったとしてもあまり性能に差がない
  - 簡単に実装できる手法を用いる
- modified SIFT (m-SIFT) [2] を使った照合手法を用いる
  - vl-feat [5] という MATLAB の公開ライブラリを使っている
  - 基本的には SIFT の処理に基づいている
  - 生体特徴の画像間の照合である事前知識を使うことで, 誤対応点を除去する
  - 最終的に得られる対応点の数に基づいて照合スコアを求める

[2] A. Ross et al., “Matching highly non-ideal ocular images: An information fusion approach,” Proc. ICB, pp.446--453, April 2012.

[5] VLFeat: <http://www.vlfeat.org/>



# m-SIFT の MATLAB スクリプト (特徴抽出)

```
% VLFeat を使うためのおまじないをする
run('vlfeat-0.9.20/toolbox/vl_setup');

% 画像を入力する
im1 = imread("input1.bmp");
% 画像の大きさを取得する
[Ny Nx] = size(im1);
% 画像の大きさを [640 480] にする
im1 = imresize(im1,480/Ny,'bicubic');
% 適応ヒストグラム平滑化を画像に適用する
im1 = single(adapthisteq(im1));
% SIFT を用いて特徴点とその記述子を抽出する
[F1 D1] = vl_sift(im1,'PeakThresh',2);

% もう一方の画像も同様な処理をほどこす
Im2 = imread("input2.bmp");
[Ny Nx] = size(im2);
im2 = imresize(im2,480/Ny,'bicubic');
im2 = single(adapthisteq(im2));
[F2 D2] = vl_sift(im2,'PeakThresh',2);
```

% 記述子をマッチングする

```
[matches12, scores12] = vl_ubcmatch(D1,D2,th_match); % 登録 -> 入力
```

```
[matches21, scores21] = vl_ubcmatch(D2,D1,th_match); % 入力 -> 登録
```

% 対応点間の距離と角度求める

```
dist_tmp = sqrt((F1(1,matches12(1,:)) - F2(1,matches12(2,:))).^2 + ...  
                (F1(2,matches12(1,:)) - F2(2,matches12(2,:))).^2);
```

```
ori_tmp = abs(mod(F1(4,matches12(1,:)) - F2(4,matches12(2,:)) + 3*pi,2*pi) - pi);
```

% 閾値よりも大きくズれている対応点のインデックスを探す

```
ind12_reject = find((dist_tmp > th_proxim) | (ori_tmp > th_orient));
```

% 対応点間の距離と角度を求める

```
dist_tmp = sqrt((F2(1,matches21(1,:)) - F1(1,matches21(2,:))).^2 + ...  
                (F2(2,matches21(1,:)) - F1(2,matches21(2,:))).^2);
```

```
ori_tmp = abs(mod(F2(4,matches21(1,:)) - F1(4,matches21(2,:)) + 3*pi,2*pi) - pi);
```

% 閾値よりも大きくズれている対応点のインデックスを探す

```
ind21_reject = find((dist_tmp > th_proxim) | (ori_tmp > th_orient));
```

% 誤対応点を除去する

```
matches12(:,ind12_reject) = [];
```

```
matches21(:,ind21_reject) = [];
```

% スコアを計算する

```
score = (size(matches12,2) / size(F1,2) + size(matches21,2) / size(F2,2)) / 2;
```

閾値:

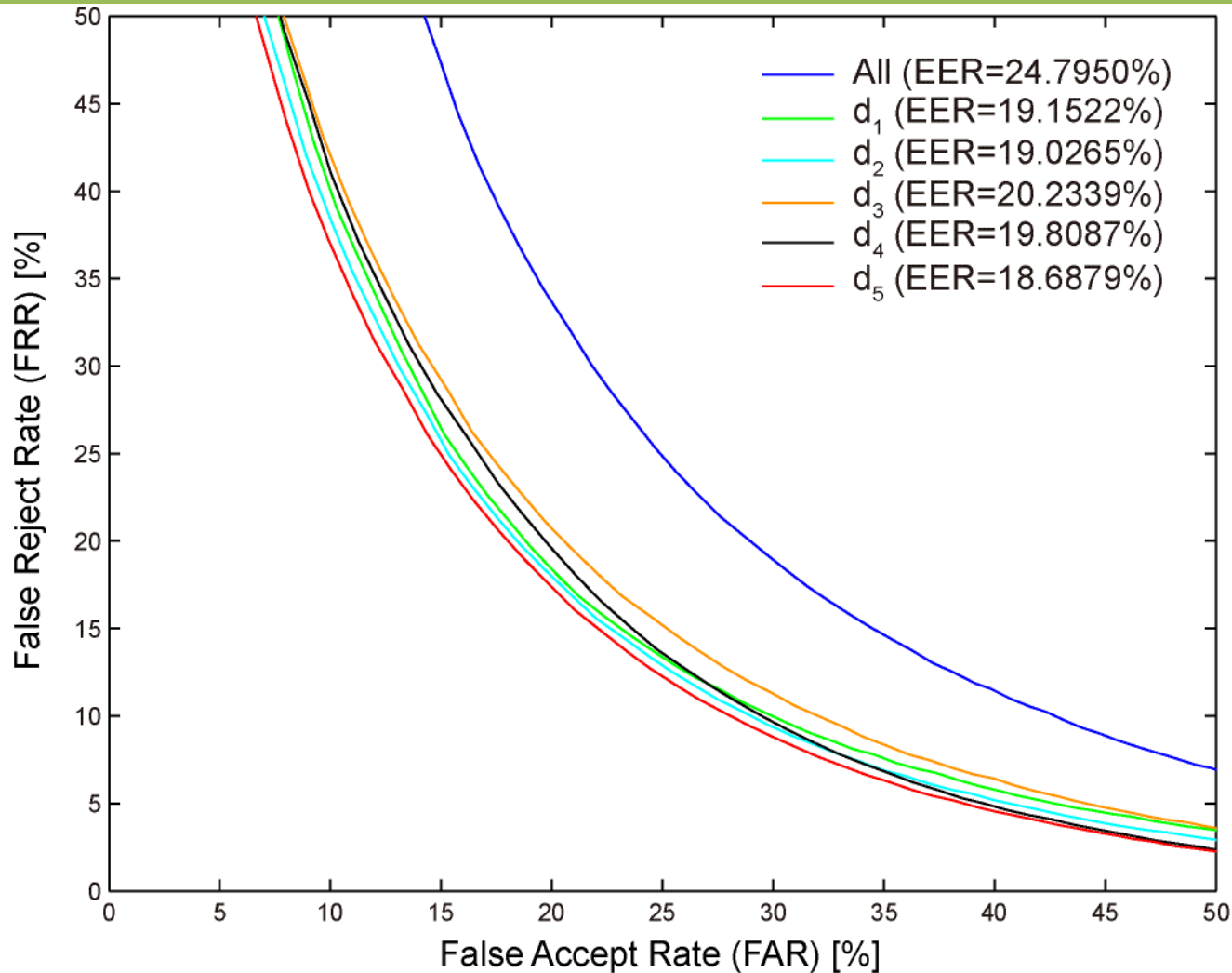
```
th_proxim = 0.35 * 480;
```

```
th_orient = 20 * pi / 180;
```

# 実験条件

- FOCS Ocular データベースで提供されている画像
  - 136人から撮影した586本の動画像
  - 各フレームから抽出した左右の目の周囲の画像 (640x480画素)  
ただし, 暗すぎて視認できない画像は除去されている
  - 合計: 9,581枚 (左目: 4,792枚, 右目: 4,789枚)
  - 実験にかかる時間を考慮して左目のみを使う  
本人: 267,392ペア  
他人: 22,695,872ペア
- 手順
  - 画質評価により低画質な画像を取り除く  
今回は, 平均画質  $\times 0.8$  を閾値とした
  - m-SIFT [2] を使って照合する
  - ROC 曲線と EER により性能を評価する

# 実験結果 (ROC曲線とEER)



d1: 輝度ヒストグラムの相関係数, d2: 輝度ヒストグラムの共通領域, d3: 輝度ヒストグラムのバタチャリア係数, d4: 振幅スペクトルのエントロピー, d5: Quality index [4]

# 実験結果(比較とまとめ)

照合手法	EER [%]	削除した画像枚数
PDM [2]	23.4	---
GOH [2]	32.9	---
m-SIFT [2]	28.8	---
Iris [2]	33.1	---
m-SIFT (All)	24.8	---
m-SIFT + d1	19.2	1,731
m-SIFT + d2	19.0	1,420
m-SIFT + d3	20.2	935
m-SIFT + d4	19.8	1,099
m-SIFT + d5	18.7	1,227

4,792枚の左目の画像のうち, 約1/4は画質が低いと判定された

# まとめ

- FOCSデータベースを用いて目の周囲画像を使ったバイオメトリクス認証を検討してみた
  - 画質が低い画像が多いので、照合に使う画像を画質に基づいて選択した
  - 空間領域および周波数領域のそれぞれを用いて画質を評価したところ、約1/4の画像の画質が低かった
  - 画質の低い画像を使わないことで、照合性能が改善する
- FOCSデータベースは使えるのか？
  - 難しい環境下での性能評価には使える
  - 照合手法を開発するという意味では CASIA-IrisV4 [6] を使った方がよい

[6] CASIA-IrisV4: <http://biometrics.idealtest.org/dbDetailForUser.do?id=4>