

2025年度 卒業論文

秘密画像共有における pHash でのシェア収集を可能にする
知覚暗号化の設計

氏名：玉城洵弥

学生番号：1213033903

指導教員：清水 恒輔

工学部電気電子・情報工学科情報コース

岐阜大学

2026年2月6日

目次

第 1 章　はじめに	8
1.1　背景	8
1.2　目的	9
1.3　貢献	10
第 2 章　関連研究	12
2.1　類似画像検索に用いられる特微量：深層特徴と知覚ハッシュ	12
2.2　秘密分散・MPC を用いたプライバシー保護検索	13
2.3　段階開示・多層 SIS に関する研究	13
2.4　検索可能暗号（SE）によるプライバシー保護検索	14
2.5　知覚ハッシュ（pHash）に関する研究	14
第 3 章　提案手法	15
3.1　動機付け	15
3.2　問題設定と記号	16
3.3　二段閾値 SIS（検索用秘密と復元用秘密の同時分散）	17
3.4　pHash 整合ダミーの生成	18
3.5　安全性の扱い（Shamir の保証とダミーの評価）	18
3.6　検索パイプライン	19
第 4 章　条件・手順	20
4.1　実装	20
4.2　実験条件・手順	23
4.3　結果	24
4.4　考察	25
第 5 章　おわりに	28

図目次

4.1	pHash 距離の分布（原画像平文／ k_1 ダミー／ $r < k_1$ ノイズ）	22
4.2	PSNR の分布（ダミーと原画像）	22
4.3	ダミー生成の途中出力例（pHash 符号 → 低周波補強 → 32×32 空間画像）	23
4.4	Precision（平均値, オリジナル評価；各クエリの正解は 1 件）	26
4.5	Latency（平均値, オリジナル評価）	26
4.6	Precision@1（バリアント別, plain vs dummy_k1）	27
4.7	Latency（バリアント別, plain vs dummy_k1）	27

表目次

4.1	評価した 20 バリエントの例 (mapping.json)	27
-----	--------------------------------	----

概要

平文の画像特徴量をサーバに保持する従来の類似画像検索 (Content-Based Image Retrieval; CBIR) には、運用者・侵入者・ログ等を経由して画像内容や画像間の類似関係が漏えいし得るため、機微画像を扱う場面ではリスクがある。そこで本研究では、プライバシー保護のために画像を秘密共有 (Secret Image Sharing; SIS) で分散保持したうえで、原画像を復元 (平文化) せずに類似画像検索を実現したい状況を想定する。本研究は、サーバを信頼しない (semi-honest: プロトコルには従うが得られる情報から推測を試みる) 脅威モデルを想定する。例えば、医療・監視・個人写真などの機微画像を複数主体 (複数サーバ／複数保持者) に分散保管しつつ、必要時に類似画像の検索だけを許可したいといったユースケースである。このときシェアは暗号化画像のようにランダムに見えるため、原画像に対する CBIR をそのまま適用できない。

しかし、類似検索には比較に用いる元画像に関する情報の開示／提供が不可欠であり、復元／非復元の二択では運用上不十分である。そこで本研究では「検索のみ許可／閲覧は禁止」という中間状態を設け、収集したシェア数に応じて権限を段階的に切り替える方式を提案する。

シェアのまま高速に類似性判定を行うために、知覚ハッシュの一種である pHash を用いる。pHash は画像を低次元のビット列に写像し、Hamming 距離 (XOR とビットカウント) で高速比較できるため、大規模データベースに対しても検索コストと保存コストを小さくできる。一方で、SIS のシェアは暗号化画像のようにランダムに見えるため、シェア画像そのものに pHash を適用しても元画像の類似性は保持されない。そこで本研究では、pHash が主に低周波構造に依存する点に着目し、閲覧に資する高周波成分は劣化させつつ pHash に必要な低周波符号を一致させることで、pHash の検索精度を落とさずに SIS フレームワーク上で検索を可能にする知覚暗号化方式を設計する。具体的には、本研究は SIS における多層 (multi-level) ／多閾値 (multi-threshold) アクセス構造に基づき、収集したシェア数 r に応じて開示する情報 (出力) を段階的に切り替える。多閾値 SIS では、複数の閾値をもつアクセス構造をあらかじめ定義し、満たされた閾値に応じて復元可能性や得られる情報を制御する。本研究ではその最小構成として 2 段の閾値を設定し、 r が第 1 閾値 k_1 に達すると検索のみを許可し、 r が第 2 閾値 k_2 に達すると原画像の復元を許可する ($k_1 < k_2$)。

なお、関連技術として、複数のシェアを重ね合わせることで人間の視覚により像を得る Visual Secret Sharing (VSS, visual cryptography) がある。VSS の一部には、 k 枚以上のシェアを重ね合わせたと

き、重ねる枚数が増えるほど復元像のコントラストが増し、段階的に見えやすくなる「progressive」な枠組み (progressive VSS) が定義されている。一方、本研究の三段階開示は、復元像の品質が連続的に改善することを目標とせず、第 1 閾値 k_1 と第 2 閾値 k_2 により、出力を「ノイズ／検索用ダミー／原画像」に離散的に切り替える点で progressive VSS とは異なる。

k_1 到達時には、検索に必要な低周波符号が平文 pHash と一致するように合成したダミー画像 (pHash 整合ダミー) を返す。このダミーは、高周波成分をノイズ化して輪郭・文字・顔などの可読性を低下させ、内容推定に資する手掛かりを弱める一方で、検索に必要な低周波符号は保持する。また、異画像との衝突（偽一致）を抑えるため、Hamming 距離の閾値判定も併用し、偽一致については評価により確認する。

COCO 派生データ（最大 500 クエリ）による評価実験の結果、検索性能は Precision@K（検索結果上位 K 件に含まれる正解の割合）と Recall@K（正解集合のうち上位 K 件で回収できた割合）で評価した。元画像では Precision@1=100% となり、平文 pHash と同等の検索結果を維持した。また、回転・切り抜き等の 20 種類の変換画像を含む条件でも Precision@1=100%，Precision@5=86.6%，Precision@10=84.82% であり、平文との差は小さかった。処理時間も約 0.5ms/件と平文と同等であり、復元時間は k_1 到達時に 121ms、 k_2 到達時に 10.2s となり、段階化できた。

第 1 章

はじめに

1.1 背景

医療画像や監視映像、個人写真などの機微画像には、画像内容そのものを広く開示することなく、類似事例を検索して診断・治療方針の検討、臨床教育、研究用途に活用したいという要求がある。実際、医療分野では Content-Based Medical Image Retrieval (CBMIR/CBIR) が、症例参照型の意思決定支援や教育支援のための基盤技術として位置づけられてきた [1-3]。一方で、こうした画像は患者情報や個人情報と結びつくことが多く、「検索できる」こと自体が情報露出の入口になり得るため、利便性とプライバシーの両立が課題となる。

従来のコンテンツベース画像検索 (Content-Based Image Retrieval; CBIR) は、検索精度と運用容易性を優先し、画像特微量（埋め込みやハッシュ等）をクラウド上のサーバで保持・照合する構成が一般的である。しかし本研究では、サーバが計算手順（プロトコル）には従う一方で、観測できた情報から追加の推測を試みる脅威を想定する (semi-honest / honest-but-curious)。以下では、このようなサーバ運用主体をクラウドサービス提供者 (Cloud Service Provider; CSP) と呼ぶ。この状況では、(1) サーバが保持する特微量、(2) 照合の中間結果や順位、(3) アクセスパターンやログといった周辺情報が攻撃面となり得る。これらが漏えいした場合、画像内容・属性の推測や、近傍関係（どの画像がどれに似ているか）に基づくメタデータ露出が生じ得るため、CSP を含むサーバ側を完全には信頼しない前提でのプライバシー保護 CBIR が研究してきた [4, 5]。

本研究では、さらに「サーバに原画像を置かない」だけでなく、画像そのものを秘密画像共有 (Secret Image Sharing; SIS) により分散保持した画像集合を検索対象とする状況を扱う。SIS は画像を n 個のシェアに分割し、所定数（閾値）以上のシェアが揃った場合にのみ復元できる一方、閾値未満では原画像に関する意味情報が得られないよう設計される（閾値型 SIS）。脅威モデルとしては、サーバ（および一部の保持者）はプロトコルには従うが、保持データや観測可能な計算結果から推測を試みる semi-honest を想定し [6]、加えて複数主体が結託して観測情報を統合する可能性も考慮する。このとき、閾値未満

のシェア画像集合からは原画像を復元できないことを安全性の前提とする。

しかし、SIS を前提にすると検索の実現は自明ではない。一般的な SIS では、各シェアが単独では意味情報を与えないよう生成されるため、原画像を前提とする CBIR（特徴抽出・比較）をシェアに直接適用しても、原画像間の類似関係を反映した比較結果は得られない。したがって素朴な運用としては、検索の都度、閾値以上のシェアを収集して復元（平文化）し、その後に特徴抽出・類似度計算を行う手順が必要となる。ところがこの復元手順では、計算・通信コストを伴うだけでなく、復元許可（閲覧権限）と閾値を満たすシェア収集を前提とするため運用上の制約が大きい。すなわち、「閲覧は許可しないが検索のみ行いたい」という要件を、復元を前提とする設計のみで満たすことは難しい。このため、秘密分散による保護状態を維持したまま、検索に必要な情報のみを制御して利用可能とする検索方式が必要となる。

本研究では、検索の特微量として知覚ハッシュ（perceptual hash; pHash）を採用する。pHash は画像を小サイズに正規化した後に DCT を適用し、低周波成分から 64bit のハッシュ値（ビット列）を生成することで、軽量なビット列比較（Hamming 距離：XOR とビットカウント）で高速に近似類似検索を行える [7]。このような低次元・ビット演算中心の比較は、大規模データベースに対しても計算資源と保存容量を抑えやすく、本研究が想定する「サーバを信頼しない」環境下での実装・運用上の利点が大きい。一方で、知覚ハッシュは照合結果が反復可能な判定器（オラクル）として悪用され得ること、また実運用で用いられる PhotoDNA/PDQ/NeuralHash 等に対する脅威モデル・攻撃評価が議論されていることが報告されている [8,9]。したがって、検索機能を提供する場合でも、どの情報をどの段階で開示するかは慎重に設計しなければならない。

以上より、本研究の課題は次の 3 点である。

1. SIS により保護された画像集合に対し、秘密分散による保護状態を維持したまま検索を可能にすること。
2. 検索に必要な情報のみを、収集シェア数に応じて段階的に制御して開示すること。
3. pHash に基づく高速な類似検索を成立させ、実装・運用上の負担を抑えること。

1.2 目的

本研究が対象とするのは、SIS で分散保持された機微画像集合に対し、原画像を復元（平文化）せずに類似検索を成立させたい状況である。類似検索を行う以上、検索用表現（特微量やハッシュ値など）を比較に用いること自体は避けられない。しかし、サーバを信頼しない（semi-honest：プロトコルには従うが、観測できた情報から追加推測を試みる）環境では、照合結果（ヒットの有無、距離、順位）が反復問い合わせ可能な判定器として機能し、探索・推測の手掛かり（オラクル）となり得るため、検索用表現を無条件に露出させる設計は望ましくない [7,8]。一方で、SIS の素朴な運用として「検索のたび

に閾値以上のシェアを収集して復元してから CBIR を実行する」手順を探ると、復元処理に計算・通信コストが発生するだけでなく、復元許可（閲覧権限）と所定数のシェア収集が前提となるため、「閲覧は許可しないが検索だけ行いたい」という要求と整合しない。

これらの要件を同時に満たすため、本研究は検索可能性と閲覧可能性を同一視せず、開示レベルを三段階に分離して制御する方式を確立することを目的とする。総シェア数を n 、収集したシェア数を r とし、二つの閾値 k_1, k_2 ($k_1 < k_2$) を設ける。以上を踏まえ、本研究は収集シェア数 r に応じて開示レベルを次の三段階に分離して制御する。

Level 0: $r < k_1$ のとき、検索に資する情報は開示せず、通常の SIS シェアのみを保持する。

Level 1: $k_1 \leq r < k_2$ のとき、検索のみを許可し、検索に必要な情報だけを含む検索専用出力を開示する。

Level 2: $r \geq k_2$ のとき、原画像の復元を許可する。

Level 1 では、pHash 計算で参照される低周波成分に対応する符号が平文 pHash と一致するように合成したダミー画像（pHash 整合ダミー）を出力する。pHash 整合ダミーは検索のための一致（pHash の一致）を満たす一方で、輪郭・文字・顔など内容推定に資する視覚情報は高周波成分のマスク／ノイズ化により意図的に劣化させ、閲覧可能性（内容の可読性）を抑制する。すなわち本研究の Level 1 は、「検索の成立」と「閲覧の抑止」を両立させるために導入される中間段階である。

1.3 貢献

本研究は、秘密画像共有（Secret Image Sharing; SIS）で分散保持された画像集合に対して、原画像の復元（平文化）を前提とせずに類似画像検索を成立させるための設計指針と実装・評価を提示する。本研究の貢献は、次の三つの成果として整理できる。

まず、検索可能性と閲覧可能性を混同せずに制御するための段階開示モデルを提示した。具体的には、シェア収集数 r に応じて開示レベルを切り替える枠組みを定義し、 $r < k_1$ では検索に資する情報を開示せず（Level 0）、 $k_1 \leq r < k_2$ では検索のみを許可する出力（Level 1）を開示し、 $r \geq k_2$ で初めて復元（Level 2）を許可するという二つの閾値 k_1, k_2 に基づくアクセス構造として定式化した。これにより、「検索だけ許可したい」という運用要求を、復元許可（閲覧許可）と切り離して扱えることを明確化した。

次に、Level 1 の検索専用出力として、pHash 検索に必要な情報のみを保持する pHash 整合ダミーを設計した。本設計は、pHash が参照する低周波成分に対応する符号を一致させる一方で、輪郭・文字・顔など内容推定に資する視覚情報を高周波成分のマスク／ノイズ化により意図的に劣化させることで、照合（検索）の可否と視覚的内容の復元（閲覧）を分離することを狙う。さらに、既存の pHash 計算（64bit ハッシュ値（ビット列）の生成と Hamming 距離比較）と同一の入出力で扱えるように構成し、既存の検索実装へ組み込みやすい形に整理した。

最後に、提案した段階開示方式を SIS 検索パイプラインとして実装し、COCO 派生データを用いて有効性を実験的に示した。原画像と pHash 整合ダミーの検索結果 (Precision@k) および処理時間比較し、検索精度の維持と計算コストの妥当性を確認した。また、Level 1 (検索) から Level 2 (復元)への切り替えに伴う処理時間の増加を測定し、段階開示として運用上分離できることを示した。

第 2 章

関連研究

本研究は、秘密画像共有（Secret Image Sharing; SIS）により分散保持された画像集合に対して、原画像を復元（平文化）せずに類似画像検索を成立させることを目的とする。第1章では背景と課題設定を述べたため、本章では提案法の位置づけに必要な既存研究を整理する。具体的には、類似画像検索で用いられる特徴量（深層特徴と知覚ハッシュ）、暗号・秘密分散・多人数安全計算（Multi-Party Computation; MPC）によるプライバシー保護検索、検索可能暗号（Searchable Encryption; SE）を用いた検索、知覚ハッシュ（pHash）とその安全性・運用上の論点、の観点から関連研究を概観する。

2.1 類似画像検索に用いられる特徴量：深層特徴と知覚ハッシュ

高精度な類似画像検索では、Convolutional Neural Network (CNN) に基づく埋め込み（深層特徴）が広く用いられてきた。VGG や ResNet 等で抽出される特徴量は、画像の意味的類似をよく捉える一方で、次元数が数百から数千規模に及ぶことが多く、暗号化や秘密分散、MPC を併用して距離計算を行う場合、計算量・通信量が支配的になりやすいことが報告されている [18]。このため、プライバシー保護を要する設定では、コストを抑えるために次の工夫が検討されている。

- 特徴量自体を低次元化する。
- 距離計算を近似・簡略化する。
- 特徴量をバイナリ化し、ビット演算中心で照合する。

この文脈で、知覚ハッシュ（perceptual hash）は、画像を短いビット列へ写像し、Hamming 距離により高速比較できる点で実装・運用上の利点が大きい。とりわけ pHash は、画像を小サイズに正規化した後に DCT を適用し、低周波成分の符号から 64bit 程度のハッシュ値（ビット列）を生成する軽量手法として広く知られている [7, 24]。一方で、知覚ハッシュは「類似性を保存する」設計であるため、照合の可否や距離が外部から反復的に観測できる状況では、検索機能が推測の手掛かり（オラクル）と

なり得るという論点がある（第 2.5 節参照）。したがって、pHash の軽量性を活かしつつ、どの情報をどの段階で開示するかまで含めた設計が重要となる。

2.2 秘密分散・MPC を用いたプライバシー保護検索

秘密分散や MPC を用いたプライバシー保護型の類似検索では、特微量（多くは CNN 特徴）を暗号化・分散保持し、サーバ間で安全に距離計算を行う枠組みが提案されてきた。例えば、クラウド上の類似検索において、特微量を秘匿化したまま比較処理を実行する方式が検討されている [18]。また、準同型暗号や MPC を用いて距離計算・近傍探索を実現する研究も多数存在し、暗号化ドメインや秘匿状態での比較処理そのものは可能になりつつある [20, 21]。

しかし、既存研究の多くは「特微量ベクトル（平文特徴の秘匿表現）」を前提に、秘匿距離計算をどう成立させるかに主眼が置かれている。これに対して本研究は、

- 検索対象が SIS により「画像そのもの」として分散保持されていること
- 運用上「検索のみ許可／閲覧は禁止」という中間状態を明確に分離したいこと
- そのために検索用の出力形式自体を設計し直す必要があること

特に、SIS では閾値未満のシェア集合から意味情報が得られないよう設計されるため、復元を前提とする運用では「検索のたびに復元してから特徴抽出」という手順になりやすく、計算・通信コストと権限制御の両面で負担が大きい。このため、SIS の保護状態を維持したまま検索を成立させるには、距離計算の安全化だけでなく、「検索に必要な情報だけを制御して利用可能にする」ための表現設計が別途必要となる。

2.3 段階開示・多層 SIS に関する研究

秘密分散には、復元に必要な閾値が单一の (k -out-of- n) 型だけでなく、複数の閾値・アクセス構造を与えることで、異なる権限レベルに応じて復元可能な秘密を切り替える研究がある。たとえば multi-secret / multi-threshold 型の枠組みでは、参加者集合（あるいはシェア数）に応じて複数の秘密を復元できるようにアクセス構造を設計する [13, 14]。また、progressive (段階的) な復元を扱う系譜では、シェアの増加に伴って復元画像の品質が徐々に向上すること自体を目的とする研究がある [15, 16]。

本研究が狙うのは、画質が連続的に向上することそのものではなく、「検索専用の出力」と「閲覧可能な復元画像」を離散的に分離し、閾値に応じて開示する情報の種類を切り替える点にある。したがって、既存の多層／多閾値アクセス構造の考え方方に近い一方で、検索用表現（pHash）と整合する「検索専用出力」を構成する設計は、既存研究では十分に整理されていない。

2.4 検索可能暗号 (SE) によるプライバシー保護検索

検索可能暗号 (SE) を用いて、暗号化したまま検索を行う研究も存在する。画像検索では、特微量を暗号化してインデックスを構築し、暗号化状態で検索を行う方式が提案されている [22]。SE 系の枠組みは「検索はできるがデータ内容は隠す」という要請に整合しやすい反面、実装上は暗号化インデックスの構築・更新、検索トークン生成、アクセスパターン漏えい対策など、運用・性能の論点が複雑化しやすい。また、SIS のように画像自体が分散保持される状況や、閾値に応じて「検索専用出力／復元画像」を切り替える段階開示の要請を前提に設計された研究は多くない。

2.5 知覚ハッシュ (pHash) に関する研究

知覚ハッシュ（ロバストハッシュ）は、重複検出、改ざん検知、著作権管理等の文脈で研究・利用されてきた [24]。pHash はその代表例として広く普及しているが、本来は「類似性を保存するハッシュ値（ビット列）」であるため、暗号学的ハッシュのような一方向性や耐推測性を保証するものではない [7]。このため、照合結果（距離やヒットの有無）を外部から反復的に観測できる環境では、検索機能が推測の手掛かり（オラクル）となり得るという安全性・運用上の注意点が指摘されている [8]。

以上を踏まえると、pHash をプライバシー保護設定で用いる場合は、単に「pHash を暗号化して比較する」だけでなく、どの情報をどの段階で開示するか（検索の可否と閲覧の可否をどう分離するか）まで含めて設計する必要がある。本研究は、SIS という「復元に閾値を要する分散保持」を前提に、pHash 整合な検索専用出力を導入して段階開示を実現する点に特徴がある。

第 3 章

提案手法

3.1 動機付け

第 2 章で整理したように、プライバシー保護型 CBIR の多くは、高次元特微量（CNN 埋め込み等）を暗号化・秘密分散し、距離計算そのものを安全計算化することで「復元せずに検索する」ことを目指してきた。一方で、本研究が扱うのは、そもそも原画像をサーバに置かず、画像自体を秘密画像共有（Secret Image Sharing; SIS）で分散保持する状況である。この状況では、検索のたびに閾値以上のシェアを集めて復元し、原画像に対して特徴抽出・照合を行う運用が素朴な解になるが、ボトルネックは次の 3 点である。

- 復元に伴う計算・通信コストが追加で発生しやすいこと。
- 復元には閲覧権限（復元許可）が必要となること。
- 復元には所定数のシェア収集が前提となり、「検索だけしたい」という要求と整合しにくいこと。

他方で、復元を避けるために、pHash 等の検索用表現を外部にそのまま露出させ、照合結果（距離や順位）を返す設計は、サーバを信頼しない（semi-honest）環境では、照合可否が反復問い合わせ可能な判定器（オラクル）として機能し得る。知覚ハッシュは暗号学的ハッシュのような一方向性を目的としておらず、「似ているものは近い値になる」よう設計されているため、露出させ方を誤ると、検索機能それ自体が情報露出の手がかりになる。したがって本研究では、「検索を成立させるために必要な情報」と「閲覧（内容推定）につながる情報」を同一視せず、どの段階で何を開示するかを、閾値に基づいて明示的に分離する方針を探る。

本研究の要点は次の通りである。第一に、SIS の枠組みを保ったまま、シェア収集数に応じて出力の種類を切り替える三段階開示モデルを導入する。第二に、検索段階では、pHash 検索に必要な情報だけを満たす検索専用出力（pHash 整合ダミー）を生成し、閲覧に資する視覚情報は意図的に劣化させる。第三に、比較は 64bit 程度の軽量な pHash（Hamming 距離）に限定し、検索処理を過度に重くしない

設計を優先する。

3.2 問題設定と記号

本章では、提案手法を記述するために必要な問題設定、記号、および脅威モデルを定義する。具体的には、入力画像 I 、pHash 表現 b 、SIS のパラメータ (n, k) と収集シェア数 r を導入し、semi-honest なサーバ（結託を含む）が観測可能な情報の範囲と、本研究が前提とする安全性条件を明確化する。また、後続章で用いる段階的開示（Level 0/1/2）の定義を与える。

3.2.1 問題設定（システムモデル）

本研究では、画像の保持者（クライアント）が画像 I を秘密分散し、複数の保持者（サーバ群、あるいは分散保管ノード）にシェアを配布する状況を考える。検索要求が発生した際、収集可能なシェア数 r に応じて、検索に必要な最小限の出力のみを返す（閲覧はさせない）または、原画像 I の復元を許可する、という出力制御を行う。

3.2.2 記号

入力画像を I とし、pHash を 64bit のビット列 $b \in \{0, 1\}^{64}$ で表す。総シェア数を n 、収集したシェア数を r とする。段階的開示のために二つの閾値 k_1, k_2 ($k_1 < k_2$) を設ける。

pHash は知覚ハッシュの一種であり、画像を正規化して DCT に基づく低周波成分を要約し、得られた 64bit 列 b を Hamming 距離で比較する（詳細な計算手順は 3.2.4 で述べる）。

3.2.3 脅威モデル

脅威モデルとしては、サーバ（および一部の保持者）はプロトコルには従うが、観測できる情報（保持データ、出力、ログ、アクセスパターン等）から推測を試みる semi-honest を想定する。また、複数主体が結託して観測情報を統合する可能性も考慮するが、閾値未満では復元できないことを前提とする。

3.2.4 pHash の計算手順

pHash は標準的手順に従い、次の手順で 64bit のビット列 b を得る：

- (i) 画像を 32×32 のグレースケールに正規化する。
- (ii) 離散コサイン変換（Discrete Cosine Transform; DCT）を適用する。
- (iii) 左上の低周波ブロック（ 8×8 相当）を取り出す。
- (iv) 係数の代表値（例：中央値）を閾値として 2 値化し、64bit のビット列 b を得る。

この低周波側の符号パターンを、以下「pHash の低周波符号」と呼ぶ。

3.2.5 三段階開示モデル (Level 0/1/2)

本研究は、シェア収集数に応じて「何ができるか」を三段階に分離する。総シェア数を n 、収集したシェア数を r とし、二つの閾値 k_1, k_2 ($k_1 < k_2$) を設ける。

- **Level 0** ($r < k_1$) : 通常の SIS シェアのみが得られている段階であり、検索に資する情報を追加で開示しない。実装上は、外部に返す出力が必要な場合、秘密と独立なノイズ画像（プレースホルダ）を返す。
- **Level 1** ($k_1 \leq r < k_2$) : 検索のみを許可する段階であり、pHash 検索に必要な条件だけを満たす「検索専用出力」を生成して開示する。本研究ではこれを pHash 整合ダミーと呼ぶ。
- **Level 2** ($r \geq k_2$) : 復元（閲覧）を許可する段階であり、原画像 I の復元を可能にする。

この三段階は、「画像を三回別々に分割する」という意味ではない。同じ参加者に対して配布するシェアの中に、**検索段階に必要な秘密と復元段階に必要な秘密**を同居させ、集まったシェア数に応じて復元できる対象を切り替える、という設計である。開示規則は次式で表せる：

$$\text{output}(r) = \begin{cases} \text{noise} & (r < k_1) \\ \text{dummy}(b) & (k_1 \leq r < k_2) \\ I & (r \geq k_2) \end{cases}$$

ここで $\text{dummy}(b)$ は、pHash が b と一致することを満たす一方で、視覚的内容が読み取りにくいように劣化させた画像である。（Level 1 は「pHash 一致は満たすが、閲覧に十分な視覚情報は保証しない」ことを狙う段階である。）

3.3 二段閾値 SIS (検索用秘密と復元用秘密の同時分散)

三段階開示を実現するため、本研究では二種類の秘密を分散する：低閾値側の秘密を s_L 、高閾値側の秘密を s_H とする。本研究では

$$s_L := b \in \{0, 1\}^{64}, \quad s_H := I$$

と定義し、 s_L は閾値 k_1 で復元可能、 s_H は閾値 k_2 で復元可能となるように分散する。

実装として最も直接的には、Shamir 秘密分散を二回独立に行い、各参加者 i に対して

$$\text{share}_i = (i, \text{share}_i^L, \text{share}_i^H)$$

を配布する。ここで share_i^L は s_L を閾値 k_1 で分散したシェア、 share_i^H は s_H を閾値 k_2 で分散したシェアである。このとき、 $r < k_1$ では s_L, s_H はいずれも復元できず、 $k_1 \leq r < k_2$ では s_L のみ復元で

き, $r \geq k_2$ で初めて s_H が復元できる. すなわち「シェア数に応じて復元できる秘密が変わる」という意味で, 多閾値 (multi-threshold) / 多層 (multi-level) のアクセス構造として整理できる.

以降の実験では, 具体例として $n=5$, $(k_1, k_2) = (2, 4)$ を用いる. ただし本章の議論はこの値に依存しない.

3.4 pHash 整合ダミーの生成

本節では, Level 1 で開示する pHash 整合ダミー $\text{dummy}(b)$ の生成法を述べる. ここで重要なのは, Level 1 では原画像 I を復元しない点である. したがって, ダミー生成は, Level 1 で復元できる情報 (本研究では $s_L = b$) から実行できなければならない.

直観的には, pHash が参照する低周波側の条件だけを満たすように周波数領域を構成し, それ以外 (特に高周波成分) はランダム化することで, pHash 一致と視認性低下を両立させる. 具体的な手順は次の通りである :

1. Level 1 で復元したビット列 b を入力として, 32×32 画像に対する DCT 係数行列のうち, 低周波ブロック (8×8 相当) に対応する係数の符号パターンが b と整合するよう, 目標係数 \tilde{C}_{LF} を構成する.
2. 逆 DCT 後の微小なゆらぎで符号が反転しないように, 低周波係数にマージンを持たせるため, 係数の絶対値を一定量以上に設定する (本論文ではこれを「低周波係数の強調」と呼ぶ).
3. 高周波側の係数 \tilde{C}_{HF} は乱数で埋める. これにより, 輪郭・文字・顔など閲覧に資する細部構造が再現されにくくする.
4. 構成した係数行列 \tilde{C} に逆 DCT (IDCT) を適用して空間画像 \tilde{I} を得る.
5. \tilde{I} から pHash を再計算し, b と一致することを確認する. 一致しない場合は低周波係数の強調量 (マージン) を増やすなどして再生成する.

このようにして得られる \tilde{I} を pHash 整合ダミー $\text{dummy}(b)$ として用いる. ここで, pHash 整合ダミーは「pHash 一致」を満たすための検索専用出力であり, 視覚的内容の復元 (閲覧可能性) を保証しない点が本質である. 以降の章では, ダミーの視認性低下を PSNR や SSIM 等の指標で評価し, また検索段階 (Level 1) での偽一致 (衝突) については Hamming 距離の閾値判定とあわせて実験で確認する.

3.5 安全性の扱い (Shamir の保証とダミーの評価)

Shamir 秘密分散は, 閾値未満のシェア集合から秘密に関する情報を与えないという情報理論的安全性をもつ. したがって本研究の構成では, $r < k_1$ で s_L (pHash) も s_H (原画像) も復元できないこと,

および $k_1 \leq r < k_2$ で s_H が復元できないことは、分散方式の性質として保証される。

一方で、Level 1 では $s_L = b$ を用いて検索を成立させるため、低周波符号に関する情報露出がゼロであることは保証しない。本研究が主張するのは、(i) 閾値設計により「検索のために開示する情報」と「復元（閲覧）に必要な情報」を分離し、(ii) Level 1 の出力は検索に必要な条件（pHash 一致）を満たしつつ、閲覧に資する視覚情報を劣化させるよう構成される、という設計上の性質である。そのうえで、「どの程度閲覧に耐えないか」「どの程度偽一致が起きないか」は、PSNR/SSIM や pHash 距離分布、Precision@k などの実験指標により評価する（詳細は第 4 章）。

3.6 検索パイプライン

本研究の検索パイプラインは、検索処理を必要最小限に保つため、比較は pHash (64bit) と Hamming 距離に限定する。シェア生成・復元はクライアント側で完結させ、サーバは検索用データベース（pHash の索引等）を保持し照合を行うが、サーバは semi-honest であり得るという前提のもと、開示レベルに応じて入力として与えるものを切り替える。

具体的には、 $r < k_1$ では検索自体を行わず（または秘密と独立なプレースホルダのみを扱い）、 $k_1 \leq r < k_2$ では復元した b から pHash 整合ダミーを生成して検索入力とし、 $r \geq k_2$ では原画像 I を復元して必要に応じて平文側の処理へ移行する。このように、閾値到達に応じて「検索専用の入力」と「復元入力」を切り替えることで、検索と閲覧（復元）の権限・コストを段階的に分離する。

第 4 章

条件・手順

本章では、第 3 章で述べた三段階開示方式を、Python 実装と実験手順として具体化する。あわせて、評価で用いる実装上の設定（パラメータ、乱数の扱い、指標の算出方法）も本章で明確化する。

4.1 実装

4.1.1 実装方針と依存関係

実装は Python 3 系で構築し、数値計算に NumPy、画像の入出力・リサイズに Pillow を用いた。提案方式の中核（pHash 計算、DCT/IDCT、Shamir 密密分散、pHash 整合ダミー生成）は自前実装とし、SciPy／OpenCV などの外部画像処理ライブラリや暗号・密密分散の専用ライブラリには依存しない。これは、環境構築の容易さと再現性を優先するためである。なお、可視化と集計は評価用スクリプト側で Matplotlib を用いて行い、中核アルゴリズムの依存関係とは分離した。

4.1.2 pHash 計算と DCT/IDCT の実装

pHash は、画像を 32×32 のグレースケールへ正規化した後、2 次元 DCT を適用し、低周波 8×8 ブロックの係数を基準値（中央値）で 2 倍化して 64bit のハッシュ値（ビット列）を生成する。DCT/IDCT は DCT-II（および逆変換）に基づき、2 次元変換は分離可能性を用いて 1 次元変換を縦横に適用することで実装した。本研究では画像サイズを 32×32 に固定するため、cosine テーブル（変換行列）を事前計算して使い回し、計算量と実装の単純性のバランスを取っている。

4.1.3 pHash 整合ダミー生成の実装

Level 1 ($k_1 \leq r < k_2$) では、pHash 計算が参照する低周波成分が目標ビット列と整合するように構成した pHash 整合ダミーを出力する。ダミー生成は Level 1 で復元できる情報 ($s_L = b$) のみから実

行されることが要件であり、実装では以下の手順を探る。

低周波ブロックの構成

64bit ハッシュ値（ビット列） $b \in \{0, 1\}^{64}$ を受け取り、低周波 8×8 ブロックの各係数が b と整合するように振幅を割り当てる（`_build_lowfreq_from_bits`）。本実装では、中央値を 0 近傍に保つ設計とし、 $b_i = 1$ を正、 $b_i = 0$ を負に対応させることで、pHash の 2 値化結果が一致するように構成する。

符号反転を避けるためのマージン補強

逆 DCT、および 0–255 への正規化・量子化により係数の符号が反転すると pHash 一致性が崩れるため、低周波係数にマージンを持たせる補強処理を導入する（`_reinforce_margin`）。具体的には、低周波係数の絶対値が所定の閾値を下回る場合に増幅し、空間域の微小な揺らぎで符号が反転しにくい状態を作る。

高周波の無構造化とダミー画像の生成

高周波成分は平均 0・標準偏差 12 のガウスノイズで埋めることで無構造化し、低周波のみを拘束した周波数領域表現を構成する。その後、IDCT により 32×32 の空間画像を得て、0–255 に正規化し、最終的に元解像度へ Bicubic で拡大する（`make_phash_preserving_dummy`）。乱数は NumPy の `default_rng` を用い、評価時はシードを固定して再現可能性を担保する。また、生成後に pHash を再計算し、目標 b と一致しない場合は補強量（マージン）を増やして再生成する。

4.1.4 二段階 Shamir（低閾値・高閾値）の実装

本研究では、低閾値側の秘密 s_L と高閾値側の秘密 s_H を分離し、同一のインデックス i に対して 2 種類のシェアを束ねて配布する。低閾値側は $s_L := b$ （pHash の 64bit ハッシュ値（ビット列））、高閾値側は $s_H := I$ （原画像データ）とする。各シェアは $\text{share}_i = (i, \text{share}_i^L, \text{share}_i^H)$ として保持する。

有限体と補間

Shamir 秘密分散は有限体 \mathbb{F}_p 上で実装し、復元は Lagrange 補間ににより行う（`_lagrange_interpolate`）。法 p には十分大きな素数が必要であるため、本実装では $p = 2^{521} - 1$ を採用した（一般化メルセンヌ形であり、P-521 の法としても用いられる）[17]。これにより、画像データを整数列へ符号化して分散する際にも十分な余裕が得られる。

秘密の符号化（チャンク化）

画像 I はバイト列として扱い、 p 未満に収まるよう固定長チャンクへ分割して整数へ変換した上で分散する。復元時に元のバイト列へ復元できるよう、チャンク長（および末尾の有効長）をメタ情報とし

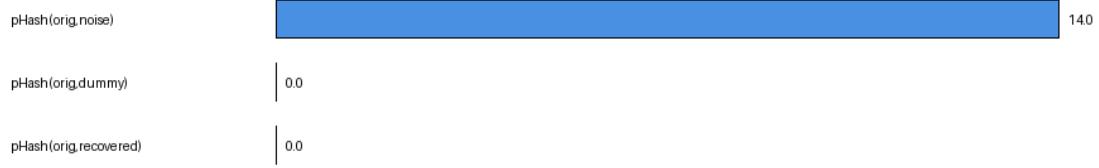


図 4.1 pHSh 距離の分布（原画像平文／ k_1 ダミー／ $r < k_1$ ノイズ）



図 4.2 PSNR の分布（ダミーと原画像）

て保持する。pHash ハッシュ値（ビット列） b は 64bit の整数にパックし、 s_L として分散する。

パラメータ設定

以降の評価では $n = 5$, $(k_1, k_2) = (2, 4)$ を用いる。すなわち、 $r < k_1$ では s_L, s_H のいずれも復元できず、 $k_1 \leq r < k_2$ では s_L のみ復元でき、 $r \geq k_2$ で初めて s_H を復元できる。二段階分散は TwoLevelShamirScheme として実装した。

4.1.5 評価に用いる指標の算出と可視化

提案方式の挙動確認として、原画像（平文）、 k_1 到達時に得られるダミー、および $r < k_1$ のときに outputされるノイズについて、pHash 距離（Hamming 距離）の分布を比較する（図 4.1）。また、ダミーと原画像の視覚的乖離の程度を量量化するため PSNR を算出する（図 4.2）。さらに、ダミー生成の内部状態（低周波構成と補強の効果）を確認するため、処理途中の 32×32 画像を出力する（図 4.3）。

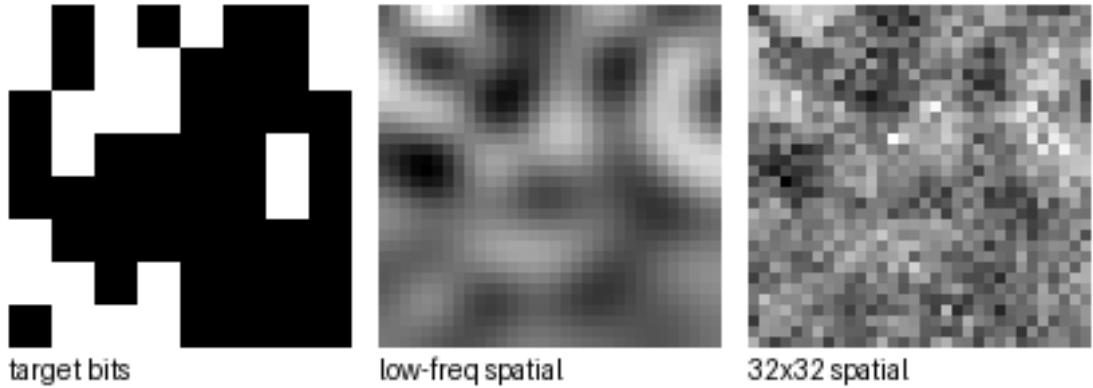


図 4.3 ダミー生成の途中出力例 (pHash 符号 → 低周波補強 → 32×32 空間画像)

4.2 実験条件・手順

4.2.1 評価指標

本節では検索性能の評価指標として Precision@K と Recall@K を用いる。ここで K は評価する上位件数である。クエリ画像 q に対して検索結果上位 K 件を $\text{Top}K(q)$, 正解集合を $G(q)$ とすると,

$$\text{Precision}@K(q) = \frac{|\text{Top}K(q) \cap G(q)|}{K}, \quad (4.1)$$

$$\text{Recall}@K(q) = \frac{|\text{Top}K(q) \cap G(q)|}{|G(q)|} \quad (4.2)$$

で定義する。原画像のみを対象とする評価（以降「オリジナル評価」）では各クエリの正解は同一原画像 1 件とし ($|G(q)| = 1$), 派生画像群を正解集合とする評価（以降「バリエント評価」）では同一元画像から生成された派生画像群を $G(q)$ とする。

4.2.2 データと派生画像の生成

COCO val2017 から乱数シード 2025 により 500 枚をサンプリングし, これをクエリ集合とした。また, 各原画像から固定パラメータの画像変換を適用し, 派生セット `coco2017_derivatives` を作成した。派生の種類は original を含めて 20 種とし, 対応関係を `mapping.json` に記録した。具体的には JPEG (q75, q60, q50+ サブサンプリング), WebP (q70), 回転 $\pm 30^\circ$ (黒埋め), 30% クロップ, 台形射影, リサンプリング (双線形 → 最近傍), ガンマ 0.7/1.3, 明るさ -25, コントラスト +30, ガウシアンノイズ $\sigma = 10/15$, ソルト&ペッパー 5%, モーションブラー, 透かしロゴ, 矩形遮蔽を用いた。

4.2.3 検索・比較の手順

各画像について次の処理を行った。

1. 32×32 グレースケール化と pHash 計算 (64bit).
2. pHash 符号を保ったまま高周波成分をノイズ化した pHash 整合ダミーの生成 (k_1 到達時の検索用出力).
3. 原画像 (平文) とダミーを $n = 5, (k_1, k_2) = (2, 4)$ の二階層 Shamir によりシェア化し, $r < k_1$ では復元不能 (ノイズ相当), $k_1 \leq r < k_2$ ではダミーのみ出力可能, $r \geq k_2$ で原画像を復元可能とした.

検索性能の比較は、原画像の pHash による検索 (plain) と, k_1 到達時に得られるダミー画像の pHash による検索 (dummy_k1) の 2 条件で行った。探索では 64bit を 8 分割 (bands=8) したバケット化により候補集合を絞り込み、候補に対して Hamming 距離を計算して順位付けを行った。さらに閾値 $\tau = 8$ を用い、距離が閾値以下の候補をヒットとして扱う設定とした。本設定により、各クエリについて上位 $K \in \{1, 5, 10\}$ の Precision@K/Recall@K と処理時間を集計した。

4.3 結果

本節では、(i) pHash 距離分布、(ii) 検索精度 (Precision@K/Recall@K)、(iii) 処理時間を plain と dummy_k1 で比較し、 k_1 到達時の検索段階で平文と同等の挙動を維持できるかを確認する。

4.3.1 pHash 距離分布の確認

原画像 (平文) と、 k_1 到達時に得られるダミー (dummy_k1)，および $r < k_1$ の復元不能段階で出力されるノイズ相当画像について、pHash 距離の分布を比較した (図 4.1)。dummy_k1 と原画像の距離が小さく (もしくは同一に) 集中すれば、Hamming 距離に基づく順位付けが plain と整合し、検索結果 (上位 K 件) が一致しやすい。一方、 $r < k_1$ の段階が原画像と近い距離を頻繁に与える場合、「検索情報を開示していない段階でも検索が成立する」危険が生じる。本実験では $r < k_1$ の距離は無関係ペアと同程度の分布となり、候補として残りにくいことを確認した。

4.3.2 検索精度と時間 (オリジナル評価)

図 4.4 と図 4.5 に、オリジナル評価 (各クエリの正解が 1 件) に対する結果を示す。本条件では、正解が上位 1 件に入れば Precision@1=100% となり、上位 5 件に入れば Precision@5=20% (= 1/5)，上位 10 件に入れば Precision@10=10% (= 1/10) となるため、Precision@5 や Precision@10 は評価設定 ($|G(q)| = 1$) に依存して値が定まる点に注意が必要である。実験では plain/dummy_k1 ともに Precision@1=100% であり、Recall@10 も 100% であった。処理時間は 0.581 ms/query (plain) と 0.548 ms/query (dummy_k1) であり、同一の比較 API (pHash 計算と Hamming 距離比較) で処理できるため差は小さい。

4.3.3 バリアント評価（全 20 バリアント）

次に、全 20 バリアント条件では正解集合を「同一元画像から生成された派生画像群」とし、`--per_variant_plots` によりバリアントごとの精度と時間を集計した。全バリアント平均として Precision@1=100%, Precision@5=86.6%, Precision@10=84.82%, Recall@10=42.41% が得られ、これらの値は plain と dummy_k1 で一致した（図 4.6）。これは、dummy_k1 が pHash 計算に影響する低周波側の条件を一致させる設計であり、比較が pHash (Hamming 距離) のみで完結するため、候補生成と順位付けが一致し得ることを反映している。処理時間も 0.527 ms/query (plain) と 0.494 ms/query (dummy_k1) で差が小さく（図 4.7）， k_1 到達時の検索段階で計算負担を増やさずに適用できることを示している。

4.4 考察

本節では、本実験で示せたこと／示せていないことを整理し、安全性評価の範囲と今後の検証課題を明確化する。

4.4.1 本実験で示せたこと

本実装条件では、「検索段階 (k_1 到達) において、平文検索と同等のランキング結果・同等の処理時間を維持できる」ことを確認した。これは、「復元（閲覧）を許可せずに検索のみ行う」運用要求に対して、復元ベースの検索手順を回避しつつ検索の実用性（精度と時間）を確保できる可能性を示す。

4.4.2 本実験で示せていないこと（安全性評価の範囲）

一方で、本章の比較は pHash 検索（距離分布とランキング一致）に限定されており、Level 1 で開示される情報（pHash 符号や照合結果）が、反復問い合わせ可能な判定器（オラクル）としてどの程度推測に利用され得るかを直接評価するものではない。本研究の保証範囲は、Shamir の閾値性 ($r < k_2$ で原画像が復元不能) に基づく部分と、Level 1 の出力が視覚的内容推定に結びつきにくいという経験的評価に分かれる。したがって今後は、攻撃者モデルを明示したうえで、問い合わせ回数制限・監査ログ・探索戦略の評価などを含む追加検証が必要である。

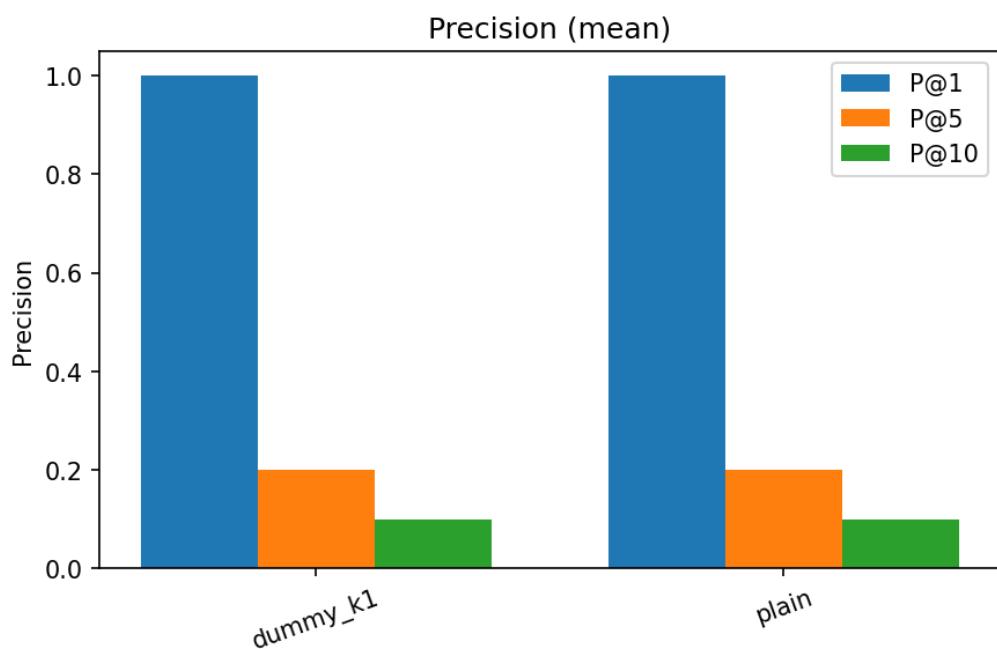


図 4.4 Precision (平均値, オリジナル評価; 各クエリの正解は 1 件)

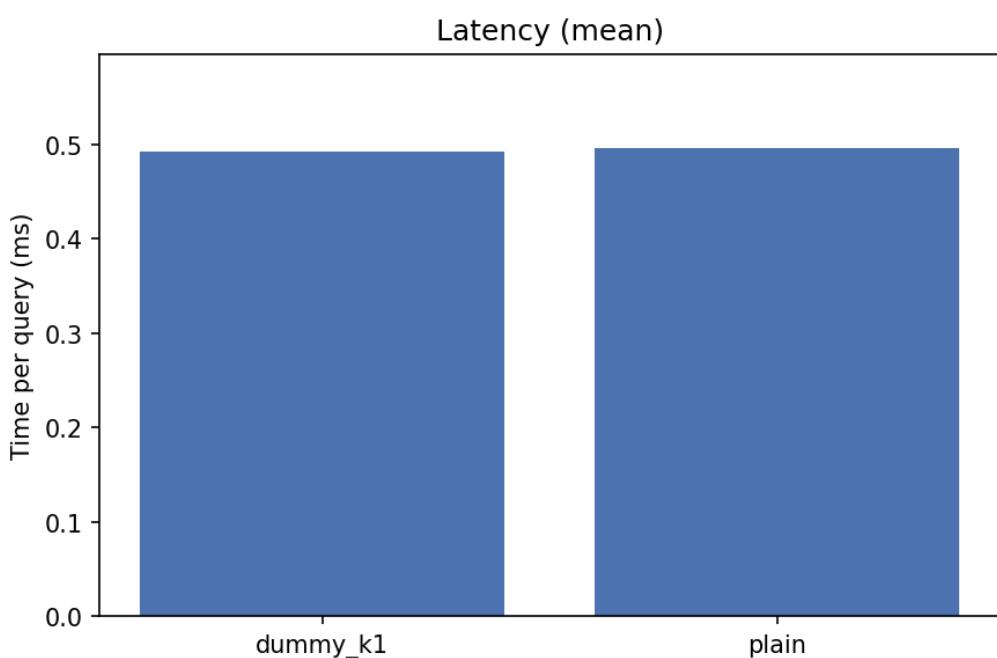


図 4.5 Latency (平均値, オリジナル評価)

表 4.1 評価した 20 バリエントの例 (mapping.json)

フォトメトリック系	幾何・ノイズ系
brightness_minus25	rotate_plus30_black
contrast_plus30	rotate_minus30_black
gamma_0_7, gamma_1_3	crop_balanced_30
jpeg60, jpeg75, jpeg_q50_subs	perspective_trapezoid
webp_q70	resample_bilinear_nearest
watermark_logo	gaussian_sigma10,15 salt_pepper_5, motion_blur occlusion_rectangle

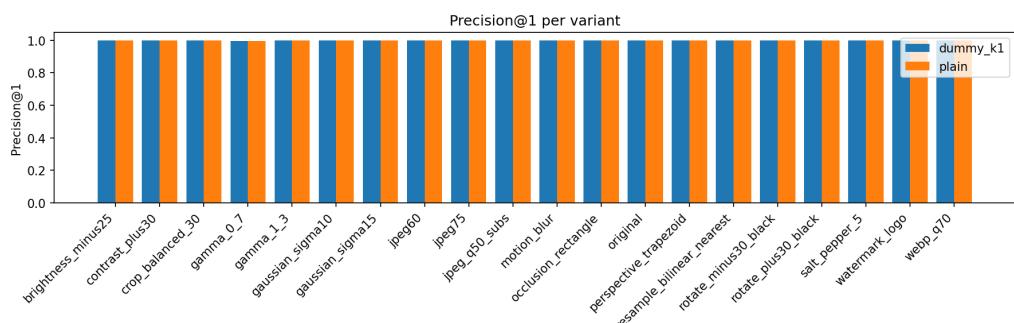


図 4.6 Precision@1 (バリエント別, plain vs dummy_k1)

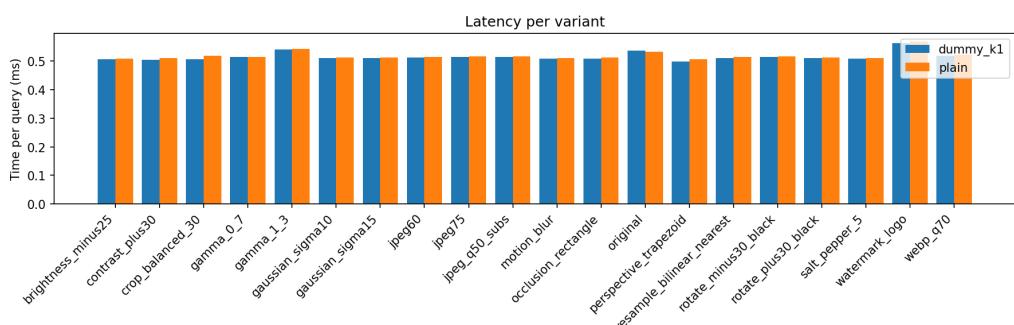


図 4.7 Latency (バリエント別, plain vs dummy_k1)

第 5 章

おわりに

本研究は、秘密画像共有（SIS）により分散保持された画像集合を対象として、原画像の復元（平文化）を前提とせずに類似画像検索を成立させるための設計と実装・評価を示した。具体的には、 $r < k_1$ では検索に資する情報を開示しない段階（Level 0）， $k_1 \leq r < k_2$ では pHash 符号に整合する検索専用出力を開示して検索のみを可能にする段階（Level 1）， $r \geq k_2$ で復元を許可する段階（Level 2）を定義し、検索可能性と閲覧可能性を離散的に分離して制御する枠組みを提示した。実験では、pHash 整合ダミーにより平文 pHash と同等のランキング結果と処理時間を維持でき、また検索（ k_1 ）と復元（ k_2 ）で処理負担が段階化されることを確認した。

一方で、Level 1 は pHash 符号に関する情報露出を許容する設計であり、照合結果が判定器（オラクル）となり得る点やアクセスパターン等の副次的漏えいは今後の課題として残る。今後は、アクセスパターン秘匿（ORAM/TEE 等）を含めた漏えい源の定義と対策設計、推測可能性を直接測る評価（人手判定、属性推定、SSIM/LPIPS 等の併用）、ならびに pHash の頑健性限界を踏まえた特微量拡張（頑健な知覚ハッシュや CNN との併用）を優先して進める。加えて、実運用規模を見据えた索引・通信コストの評価を行い、段階開示の利点がデータベース規模の増加に対しても維持される条件を明らかにする必要がある。

参考文献

- [1] H. Müller, “Medical Image Retrieval: Applications and Resources,” in *Proceedings of the ACM International Conference on Multimedia Retrieval (ICMR 2020)*, 2020. doi:10.1145/3372278.3390668.
- [2] C. G. Sotomayor, M. Mendoza, V. Castañeda, H. Farías, and others, “Content-Based Medical Image Retrieval and Intelligent Interactive Visual Browser for Medical Education, Research and Care,” *Diagnostics*, vol. 11, no. 8, 1470, 2021. doi:10.3390/diagnostics11081470.
- [3] M.-J. Su, Y.-C. Lin, Y.-C. Chen, and C.-M. Huang, “Diagnostic Decision Support by Intelligent Medical Image Retrieval with Electronic Medical Record for Enhance Dementia Treatment,” *Medical Imaging Technology*, vol. 25, no. 5, pp. 350–355, 2007.
- [4] Y. Xu, J. Gong, L. Xiong, Z. Xu, J. Wang, and X. Liu, “A Privacy-Preserving Content-Based Image Retrieval Method in Cloud Environment,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 43, pp. 35–43, 2017. doi:10.1016/j.jvcir.2017.01.006.
- [5] D. Ferreira, R. Rodrigues, P. Leitão, and D. Domingos, “Privacy-Preserving Content-Based Image Retrieval in the Cloud,” in *Proceedings of the 34th IEEE Symposium on Reliable Distributed Systems (SRDS 2015)*, pp. 11–20, 2015. doi:10.1109/SRDS.2015.27.
- [6] J. Katz and Y. Lindell, *Introduction to Modern Cryptography*, 3rd ed., Chapman and Hall/CRC, 2020.
- [7] N. Krawetz, “Looks Like It (Perceptual Hashing),” The Hacker Factor. <https://www.hackerfactor.com/blog/index.php?/archives/432-Looks-Like-It.html> (Accessed: 2026-01-05).
- [8] A. Jain and others, “SoK: Perceptual Hashing in the Adversarial Setting,” in *USENIX Security Symposium*, 2022.
- [9] H. Prokos, M. Christodorescu, and others, “Robustness and Trustworthiness of Perceptual Hashing in Adversarial Settings,” arXiv:2406.00918, 2024.
- [10] R. Guo, S. Liu, and X. Zheng, “Multi-threshold access structures for secret sharing schemes,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 33, pp. 1594–1600, 2012.

- [11] W.-P. Fang, C.-C. Lin, and C.-C. Tsai, “Friendly progressive visual secret sharing,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 29, no. 11, pp. 1582–1587, 2008.
- [12] A. Agarwal, S. S. Rana, and others, “Verifiable progressive visual cryptography,” *Pattern Analysis and Applications*, 2018. doi:10.1007/s10044-016-0571-x.
- [13] T. Tassa, “Hierarchical threshold secret sharing,” *Journal of Cryptology*, 2007.
- [14] J. Benaloh and J. Leichter, “Generalized secret sharing and monotone functions,” in *Advances in Cryptology—CRYPTO ’88 (LNCS)*, 1988.
- [15] J. Jin, W. Q. Yan, and M. S. Kankanhalli, “Progressive color visual cryptography,” *Journal of Electronic Imaging*, 2005.
- [16] F. Liu and W. Q. Yan (eds.), *Visual Cryptography for Image Processing and Security*, Springer, 2015.
- [17] L. Chen, D. Moody, A. Regenscheid, A. Robinson, and K. Randall, “Recommendations for Discrete Logarithm-based Cryptography: Elliptic Curve Domain Parameters,” NIST Special Publication 800-186, 2023. doi:10.6028/NIST.SP.800-186.
- [18] Z. Xia, X. Wang, L. Yao, et al., “A privacy-preserving CBIR scheme based on secret sharing,” *IEEE Access*, 2020.
- [19] C. Zhang, Y. Li, and Q. Liu, “SS-CNN: Secret sharing based secure image retrieval,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2024.
- [20] M. Barni, P. Failla, R. Lazzeretti, et al., “A privacy-preserving framework for JPEG-based image retrieval,” *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2010.
- [21] J. R. Troncoso-Pastoriza, S. Katzenbeisser, and M. Celik, “Privacy-preserving approximate search for multimedia,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2017.
- [22] M. Tian, Y. Zhang, Y. Zhang, X. Xiao, and W. Wen, “A privacy-preserving image retrieval scheme with access control based on searchable encryption in media cloud,” *Cybersecurity*, vol. 7, Art. 22, 2024.
- [23] Z. Xia, Y. Zhu, X. Sun, and Q. Wang, “Searchable image encryption for privacy-preserving CBIR,” *IEEE Access*, 2021.
- [24] R. Venkatesan, S.-M. Koon, M. Jakubowski, and P. Moulin, “Robust image hashing,” in *Proc. IEEE ICIP*, 2000.