修士論文

特許検索における質問意図の曖昧化

48-156229　**胡瀚林**

指導教員　中川裕志 教授

2017 **年** 1 **月**

東京大学大学院情報理工学系研究科数理情報学専攻

概要

企業が特許を取る前に，類似な特許が既に存在するかを確かめるために特許データベースを検索する必要がある．しかし，検索の質問から企業秘密が漏洩する可能性がある．ウェブテキスト検索の質問からユーザーの検索意図を守る手法が多数存在している．その中真の質問と同時にダミー質問を提出する質問曖昧化手法が一番効率的、現実的である．本論文では特許検索における既存な質問曖昧化手法 [1, 2, 3] を実装し，類似度攻撃 [4] で特許データベースにおける既存手法の安全性を評価した．

また、類似度攻撃 [4] を含め、多くの既存な質問曖昧化に対する攻撃手法は攻撃者が質問者の事前情報を持つと仮定する．本論文では事前情報なしの攻撃手法を提案し，その攻撃手法に対応できる既存な質問曖昧化の改良と新たな質問曖昧化手法を提案する．

目次

第 1 章

はじめに

テキスト検索をするとき，検索質問をサーバー側に渡さなければならない．しかし，検索質問から質問者の情報が漏洩する危険があることが AOL 事件 [5] より証明された．特許検索の場合は検索質問が研究開発動向など企業秘密を含んでいるため，一般的なウェブ検索の質問者より質問のプライバシー問題を重視している．そのような問題を解く様々な手法が存在している．[6] や [7] などの IP アドレスの匿名化メカニズムは登録情報が必要な検索サーバーに対応できない．また検索質問のみから質問者を一意に特定されてしまう可能性がある．プライベート情報検索 (Private Information Retrieval)[8] は計算量的安全性を持つが，サーバー側で大量の計算が必要であるため実用するのは難しい．曖昧化検索 (Obfuscation Search)[9] は真の質問を分析し適切な $K - 1$ 個のダミー質問を生成し真の質問と同時に検索する．安全性が弱いが，効率よく質問者の検索意図を守ることができる．

本論文の構成は次の通りである．第二章では特許文章と特許検索の特徴を述べる．第三章では既存な質問曖昧化メカニズム [1, 2, 3] を述べる．第四章では曖昧化メカニズムがよく用いる意味分析手法を述べる．第五章では既存な攻撃手法 [4] を述べ，[4] の改良と新たな攻撃手法を提案する．第六，七章では新たな質問曖昧化手法を提案する．最後に, 第八章で評価実験を述べ，第九章で全体をまとめる．

第 2 章

特許

特許検索質問のプライバシーを保護する手法を説明する前に特許検索と特許そのものを簡単に紹介する必要がある．特許法第 1 条には，「この法律は、発明の保護及び利用を図ることにより、発明を奨励し、もつて産業の発達に寄与することを目的とする」とある．特許制度は，発明者には一定期間，一定の条件のもとに特許権という独占的な権利を与えて発明の保護を図る一方，その発明を公開して利用を図ることにより新しい技術を人類共通の財産としていくことを定めて，これにより技術の進歩を促進し，産業の発達に寄与しようというものである．[10] 特許を取るには以下の条件を満たさなければならない：

1. **（新規性：特許法 *29* 条第 *1* 項）**特許出願前に公然知られた発明，公然実施をせれた発明，頒布された刊行物に記載された発明又は電気通信回線を通じて公衆に利用可能となった発明について特許を受けることができない．
2. **（進歩性：特許法 *29* 条第 *2* 項）**特許出願前にその発明の属する技術の分野における通常の知識を有する者が前項各号に掲げる発明に基いて容易に発明をすることができたときは、その発明については、同項の規定にかかわらず、特許を受けることができない。

すなわち，特許を出願する前に既存な特許を検索し，自分の発明について新規性と進歩性の有無を判断する必要がある．また，特許を受けようとする新規性と進歩性がある発明を特定られる特許請求の範囲を記載する必要がある．

図 2.1 は特許文章の例である．発明の範囲を正確に記載するように請求項は普段に使わない学術用語を用いる． また，一般的な文章は単語をなるべく重複しないようにする一方，特許文章は単語を全体を通じて統一して使用し，指示代名詞はなるべく用いず．そのため，特許データベースでは一般的なウェブ文章データベースより多くの単語がある．

2.1 特許分類

特許では人手によって分類され，特定の分類コードを付いている．今最も使われている特許分類が世界知的所有権機関 (WIPO) による管理されている国際特許分類 (IPC) である．IPC は世界標準であるため，同じ分類コードが付いているどの国の特許も同じ分類に属する．国際

(19)日本国特許庁(JP)　(12)公開特許公報(A)　(11)特許出願公開番号
特開2016-208844
(P2016-208844A)
(43)公開日　平成28年12月15日(2016.12.15)

(51)Int.Cl.		F I			テーマコード（参考）
A01B 35/04	(2006.01)	A01B	35/04	E	2B034
		A01B	35/04	B	

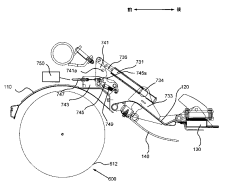
審査請求 未請求　請求項の数 4　OL　（全 13 頁）

(21)出願番号　特願2015-92186(P2015-92186)
(22)出願日　平成27年4月28日(2015.4.28)

(71)出願人　390010836
小橋工業株式会社
岡山県岡山市南区中畦６８４番地
(74)代理人　110000408
特許業務法人高橋・林アンドパートナーズ
(72)発明者　河原　文雄
岡山県岡山市南区中畦６８４番地　小橋工業株式会社内
Fターム(参考) 2B034 AA03 BA06 BB01 BB02 EA02 EB06 EB33 JA06

(54)【発明の名称】農作業機

(57)【要約】
【課題】代かき作業機を昇降させる必要がない場面において、オート装置が代かき作業機を昇降させることを防止する。
【解決手段】本発明の一実施形態に係る農作業機は、耕耘作業を行うロータリ作業部を回転自在に支持する機体と、機体に設けられ、ロータリ作業部の上部を覆うカバー部と、カバー部の後端部に回動可能に支持されたエプロンと、エプロンの背面に取り付けられた支持部材と、カバー部に取り付けられ、エプロンのロック状態とフリー状態を切り替え可能なエプロン回動制御部と、を備え、エプロン回動制御部は、後端部が支持部材に対し取り付けられたロッド部と、ロッド部の前端部を回動自在に支持し、被係合部を有する第１アーム部と、カバー部に回動自在に支持され、係合部を有する第２アーム部と、第２アーム部を回動させる駆動部とを有し、係合部は、第１アーム部が回動するときに、被係合部の回動を規制するように構成されてもよい。
【選択図】図１



【特許請求の範囲】
【請求項１】
耕耘作業を行うロータリ作業部を回転自在に支持する機体と、
前記機体に設けられ、前記ロータリ作業部の上部を覆うカバー部と、
前記カバー部の後端部に回動可能に支持されたエプロンと、
前記エプロンの背面に取り付けられた支持部材と、
前記カバー部に取り付けられ、前記エプロンが自由に回動できない状態であるロック状態と前記エプロンが自由に回動できる状態であるフリー状態とに切り替えることができるエプロン回動制御部と、を備え、
前記エプロン回動制御部は、後端部が前記支持部材に対して、揺動可能に取り付けられたロッド部と、
前記ロッド部の前端部を回動自在に支持し、前記カバー部に対して回動自在に支持されて、被係合部を有する第１アーム部と、
前記カバー部に回動自在に支持され、係合部を有する第２アーム部と、
前記第２アーム部を回動させる駆動部とを有し、
前記係合部は、前記ロッド部が前方に移動するのに伴い前記第１アーム部が回動するときに、前記被係合部の回動を規制することを特徴とする農作業機。
【請求項２】
前記被係合部は、ピン部材であることを特徴とする請求項１に記載の農作業機。
【請求項３】
前記駆動部は、ワイヤとワイヤ制御部を含むことを特徴とする請求項１又は請求項２に記載の農作業機。
【請求項４】
耕耘作業を行うロータリ作業部を回転自在に支持する機体と、
前記機体に設けられ、前記ロータリ作業部の上部を覆うカバー部と、
前記カバー部の後端部に回動可能に支持されたエプロンと、
前記エプロンの背面に取り付けられた支持部材と、
前記カバー部に取り付けられ、前記エプロンが自由に回動できない状態であるロック状態と前記エプロンが自由に回動できる状態であるフリー状態とに切り替えることができるエプロン回動制御部と、を備え、
前記エプロン回動制御部は、後端部が前記支持部材に対して、揺動可能に取り付けられたロッド部と、
前記ロッド部の前端部を回動自在に支持し、前記カバー部に対して回動自在に支持されて、係合部を有する第１アーム部と、
前記カバー部に回動自在に支持され、被係合部を有する第２アーム部と、
前記第２アーム部を回動させる駆動部とを有し、
前記被係合部は、前記ロッド部が前方に移動するのに伴い前記第１アーム部が回動するときに、前記係合部の回動を規制することを特徴とする農作業機。
【発明の詳細な説明】
【技術分野】
【０００１】
本発明は、農作業機に関する。特に、本発明は、エプロンが自由に回動できない状態であるロック状態とエプロンが自由に回動できる状態であるフリー状態とに切り替えることができるエプロン回動制御部を備える農作業機に関する。
【背景技術】
【０００２】
耕耘ロータにより耕耘された耕土を整地するエプロン（第１整地板）とエプロンの後部に上下方向に回動自在に設けられて耕土表面を均平にするレベラ（第２整地板）を備える農作業機、例えば、代かき作業機は、一般に、走行可能な走行機体の後部に三点リンク連結機構を介して昇降可能に連結されて、走行機体の前進走行とともに進行しながら代かき

図 2.1. 特許文章例

特許分類は階層構造であり，一番上の階層は A から H までの 8 個のセクションである．セクション以下は表 2.1 に表したように四つの階層に分類されている．

セクション:A	健康および娯楽
サブセクション：61	医学または獣医学:衛生学
クラス: C	歯科:口腔または歯科衛生
メイングループ:5	歯の充填または被覆
サブグループ:08	歯冠:その製造; 口中での歯冠固定

表 2.1. 国際特許分類例:A61C 5/08

一般に，1 つの特許が複数の分類に属する．本論文で用いる特許データベースでは一件あたり個の 2.4 個の分類コードが付いている．本論文では特許発明の主体を表す筆頭コードをその特許が属する分類とする．

2.2　特許検索

特許データベースにおける検索は技術水準調査，新規性調査，侵害調査に分けられる．表 2.2 では 3 つの検索タイプーを検索対象あるいは検索質問の発端となるものと検索の目的を示す．本論文では特許の新規性調査における検索質問の安全性について分析する．新規性調査はまだ出願していない発明について検索するため，質問意図が漏れたら，自社の研究開発動向など企業秘密が知られ，特許を攻撃者に先に出願される恐れがある．

検索タイプー	検索対象 (specification)	検索目的
技術水準調査 (State of the Art Search)	イデア	自分の発明に関連する背景知識を得る
新規性調査 (Novelty Search)	特許願書	特許登録の可能性を判断する
無効資料調査 (invalidity Search)	特定な特許	特許発明の特許性の有無特許性の有無
侵害調査 (Infringement Search)	商品と 商品に関連する技術	権利侵害とならないかを判断する

表 2.2. 特許検索タイプー

本論文では NTCIR-6[11] の特許文書集合と無効資料検索タスクの質問を用いて評価実験をする．無効資料調査の目的は第三者の発明に特許性がないことを示す根拠となる文章を検索することであるが，特定発明の特許性の有無を判断することは新規性調査と一致であるため，無効資料検索タスクの質問を新規性調査の質問とすることが妥当であると考えられる．

第 3 章

曖昧化検索

曖昧化検索は質問者が検索したい真の質問と質問者側で生成したダミー質問を一緒に検索サーバーに提出し，真の質問がどれかを曖昧化するものである．本論文では以下のモデル [] を用いて既存な曖昧化検索メカニズムを分析する．質問者 Alice がとある検索サーパーに質問を出して手に入れたい情報を検索し，検索サーバーが semi-honest な攻撃者であることを仮定する．

質問が単語の集合であり，質問の定義域を単語集合の冪集合にする．

定義 1. ユニバーサル質問集合 Q．W を全ての単語の集合とする．ユニバーサル質問集合 Q とは W の冪集合である，つまり

$$Q = P(W) = \{A|A \subset W\} \tag{3.1}$$

Alice のプロフィールを多項分布と仮定し，Alice が持つ真のプロフィールを X とする．

定義 2. 質問者のプロフィール X．T を全てのトピックの集合とする．質問者のプロフィール X とは

$$X = \{x_i|i \in T\} \tag{3.2}$$

x_i は質問者がトピック i に対して持つ興味の強さを表す．

曖昧化検索メカニズムは Alice のコンピュータで実行する．曖昧化検索メカニズムが意味分析ツール SA を用いて真の質問 q_R を分析しダミー質問 q_D を生成する．生成したしダミー質問 q_D と真の質問 q_R を 1 つの質問グループにし，検索サーバーに提出する．質問 q とトピック t の関係を表す関数は以下のように定義する，

定義 3. 質問-トピックスコア関数:$rscore_{SA}$．T を全てのトピックの集合とする．質問 q とトピック t の関係を表す関数とは

$$rscore_{SA} : Q \times T \to \mathbb{R} \tag{3.3}$$

定義 4. 質問 q のメイントピック:$\delta_{SA}(q)$．T を全てのトピックの集合とする．質問 q のメイントピック δ_q とは

$$\delta_{SA}(q) = \underset{t \in T}{\operatorname{argmax}}\, rscore_{SA}(q, t) \tag{3.4}$$

次は質問 q のトピックベクトルを定義する．質問 q のトピックベクトル $ttvec_{SA}(q) = (rscore_{SA}(q,t_1),\ldots,rscore_{SA}(q,t_{|T|})$ とは q と全てのトピック t_i の質問-トピックスコア関数 $rscore(q,t_i)$ を要素として持つ $|T|$ 次元ベクトルである．質問のトピックベクトルを使って質問間の関係を評価することができる．

検索サーバーが Alice からもらった質問をすべて記録し，その質問たちを分析し得るプロフィールを Y にする．

定義 5. 質問比較関数:C．質問比較関数 $C : Q \times Q \to \mathbb{R}$ を以下のように定義する

$$C_{SA}(q_1,q_2) = \frac{(tvec_{SA}(q_1)\cdot tvec_{SA}(q_1))}{||q_1||||q_2||} \tag{3.5}$$

曖昧化検索は 3 つ違うレベルな目標がある．まずは質問そのものの曖昧化である．質問者が検索した真の質問 q_R はどの質問であるかをわからないようにする．2 つ目は質問意図の曖昧化である．質問者が検索したいものは何であるかをわからないようにする．最後は質問者のプロフィール X の曖昧化である．Y から質問者が興味を持つトピックは何であるかをわからないようにする．

質問の曖昧化ができたとしても質問意図の曖昧化ができると限れない．林檎とリンゴの 2 つ質問から真の質問を確定することができないが，質問者が林檎について検索したいことが確定できる．同じように林檎と梨の 2 つ質問から質問者が検索したいを確定することができないが，質問者が果物に興味を持つことが確定できる．本論文では質問意図の曖昧化をメインにする．

次に検索質問のプライバシー保護の代表的な手法，否認可能検索 (PDS)[1]，質問者のプライバシーを保護する質問加工法 (ETSQ)[2]，質問意図を曖昧化するキーワード検索 (HDGA)[3] を紹介する．

3.1　否認可能検索

否認可能検索という概念を提出したのは [] である．つまり， サーバーは特定なユーザーが特定の時間に提出した一連の質問 $L = q_1,q_2,\ldots,q_K$ のログを持つと仮定する．ログにアクセスしたある人が真の検索質問が q_i だと証明したいとき， L の中の任意の質問 q_j が真の質問となる確率が同じ $1/K$ だと証明できる．以下に否認可能検索を定義する．

定義 6. k − 否認可能検索質問 q をユーザーが入力した質問とする．ダミー質問生成システム DGS が k 個の質問を含んでいる質問集合 $DGS(q_u) = \{q_1,\ldots,q_k\}$ を出力しサーバーに提出する．$DGS(q_u)$ が以下の性質を持つなら，$D(q_u)$ を PD-質問集合といい，D を k −否認可能検索という

1. $\exists q_i \in DGS(q_u), q_i$ と q_u が意味的に近い
2. $\forall q_j \in DGS(q_u), DGS(q_j) = DGS(q_u)$
3. $\forall q_j \in DGS(q_u), q_j$ が違うトピックに含まれる

4. $\forall q_j \in DGS(q_u), q_j$ が同じような尤もらしさを持つ

PDS では事前に文書集合から高頻度な単語と単語ペアをシード質問として抽出し，潜在意味分析 (LSA)[12] を用いてシード質問をトピック空間にマップし，トピック空間に距離が近いシード質問をクラスタリングして標準質問と PD-質問集合を構築する．検索する場合は，ユーザーが検索したい質問の代わり, 事前に用意した標準質問集合からトピック空間において質問者が検索したい真の質問と最も近い標準質問が属する PD-質問集合をサーバーに提出し，サーバーから検索結果を得，質問者側で真の質問を用いて検索結果をフィルタリングする．以下でこの流れを具体的に述べる．

3.1.1 シード単語と標準質問

システムが生成した質問は通常は使わない単語の組み合わせを使うことがある．攻撃者がこのような質問をダミー質問と判定し、真の質問を特定する可能性があるため，PDS は標準質問と PD-質問集合を事前に構築する．そのため，Q の中の全ての質問をカバーすることは不可能である．PDS の目標は妥当な再現率を得ることであるため，高頻度な単語だけを使うことは適当だと考えられる．

Algorithm 1 標準質問の構築

Input: シード質問集合 S

1: $Q_C \Leftarrow \phi$
2: Kdtree を構築し S の全ての要素を追加する
3: **for all** $s_i \in s$ **do**
4: Kdtree を用いて s_i と最も近いシード質問 c_1, c_2 を選ぶ
5: $cquery = s_i \cup c_1 \cup c_2$
6: **if** $cquery \notin Q_c$ **then**
7: $Q_C = Q_C \cup \{cquery\}$

Output: 標準質問の集合 Q_C

まず単語・文書行列に頻出パターンマイニング [13] を用いて Δ 回以上に表れた単語と連続する単語からなる単語ペアをシード質問として抽出し，トピック空間にマップする．シード質問はユーザーの意図を適切に表さないことが多いため，PDS では意味的に近いシード質問をグループにして標準質問にする．アルゴリズム 1 ではこの流れを具体的に説明する．このステップの計算量は $O(NlogN)$ となる．ここで N はシード質問の数である．

3.1.2 PD-質問集合の構築

PD-質問集合を構築するには，トピックは異なるが尤もらしさが近い標準質問を同じ質問集合に集めれば良い．そのため，多様性と尤もらしさを計算する方法を提案する必要がある．多様度ではトピック空間の中の距離で評価する．人間が作った質問と比較するため，合理的な大

きさを持つ質問ログ $Q_L = \{q : q \in Q\}$ にアクセスできると仮定する．Q_C と同様に Q_L もトピック空間にマップし，標準質問の近傍の中の Q_L の要素数で標準質問の尤もらしさを計算する．近傍に多くの Q_L に含まれる質問がある標準質問を尤もらしさが高いとする．

次は 3 つの部分の和となる標準質問間の関係を評価する関数を定義する．質問 q_1 と質問 q_2 のユークリッド距離 $edist(q_1, q_2)a$ とは，

$$edist(q_1, q_2) = \sqrt{\sum_{i \in T}(tvec_{LSA}(q_1)[i] - tvec_{LSA}(q_2)[i])^2} \tag{3.6}$$

である．ユークリッド距離が遠い質問が異なるトピックに含まれると考えられる．質問 q の強度とは，

$$||q|| = \sqrt{\sum_{i \in T}(tvec_{LSA}(q)[i])^2} \tag{3.7}$$

である．質問 q の近傍中の質問数 $nhc(q)$ とは，

$$nhc(q) = count(tvec_{LSA}(q), Q_L, HCUBE(tvec_{LSA}(q), \vec{(\delta)})) \tag{3.8}$$

である．ここで Q_L は質問ログ，$HCUBE(tvec_{LSA}(q), \vec{(\delta)})$ は $tvec_{LSA}(q)[i] \pm \delta[i]$ となる超立方体である．$nhc(q)$ は超立方体中で Q_L に属するベクトルの数を返す．

定義 7. 質問間の評価関数:dis.

$$dis(q_1, q_2) = (1 - \frac{edist(q_1, q_2)}{\alpha}) + \frac{|||q_1|| - ||q_2|||}{\beta} + \frac{|nhc(q_1) - nhc(q_2)|}{\gamma} \tag{3.9}$$

ここで，α は Q_C に属する全ての質問ペア間の最大のユークリッド距離，β は質問ペア間の最大の強度差で，$gamma$ は質問ペア間の最大の近傍中の質問数の差である．

したがって，近傍中の質問数と強度の差が小さく，トピック空間中の距離が遠い質問ペアの評価関数の値が低くなり，一つの PD-質問集合に入れるべきである．

次では，質問集合間の評価関数を定義する．$A = a_1, \ldots, a_n$ と $B = b_1, \ldots, b_m$ を 2 つ質問集合とする．A，B 間の評価関数とは，

$$dis(A, B) = (1 - \alpha_1/\alpha) + \beta_1/\beta + \gamma_1\gamma \tag{3.10}$$

である．ここで，$\alpha_1 = \min_{i,j}(edist(a_i, b_j))$ は 2 つの質問集合に属する質問ペア間のユークリッド距離の最小値であり，$\beta_1 = |\frac{\sum_i ||a_i||}{n} - \frac{\sum_j ||b_j||}{m}|$ と $\gamma_1 = |\frac{\sum_i nhc(a_i)}{n} - \frac{\sum_j nhc(b_j)}{m}|$ は質問集合の強度と近傍中の質問数の平均数の差である．

3.1.3　凝集型クラスタリング

PDS では，まず質問ペアを要素とするレベル 1 集合 L_1 を生成する．Q_C に属する全の質問ペア間の評価関数の値の行列を計算し，評価関数の値が小さいから大きい順で質問ペアを L_1 に加える．質問ペア (q_i, q_j) に対し,q_i か q_j は評価関数の値がもっと小さいペアに属する可能

性がある．その場合，q_i か q_j がすでに L_1 にあることとなり, 次に評価関数の値が小さいな質問ペアを選ぶ．選んだ質問ペアをマージし，次のレベルの集合 (L_2,L_3，etc) を作る．マージステップはレベル変数 l が $log_2 k$ になるまで続ける．したがって，最終レベルの集合中の質問クラスターの大きさが k となり, オーバーラップがないと保証する．

3.1.4 PD-質問集合の使用

ユーザー質問 q_u に近い標準質問を探すため，q_u を意味区間にマップし，$C(q_u, q_c)$ が一番大きい標準質問 q_c を選び，q_c が属する PD-質問集合をサーバーに提出し，クライエント側でユーザー質問を用いて検索結果をフィルターする．一定な再現率を得るため，普段の検索より多くの文書を手に入れる必要があるが，フィルターステップがこの影響をなくす．

ユーザー質問の全ての単語が PD-質問集合を構築するために使った単語リストに含んでいないなら，ユーザー質問を意味区間にマップすることは不可能である．しかし，単語量が十分大きいなら，そのような状況を発生する可能性は低いと考えられる．また，(十分大きな) 単語リストに含んでいない単語はユーザーの意図を漏洩するリスクが高い．ユーザーがそのような質問を提出したとき，ユーザーに危険性を警告し，検索しないようにすることが考えられる．

3.2 質問者のプライバシーを保護する質問加工法

今テキスト検索エンジンの大半が類似検索である．全ての質問単語を含んでいる文章しか検索できないキーワード検索と違い，類似検索は文章と質問の関連性を計算し文章にスコアをつける [14]．毎回全ての文章との 関連性を計算しないために，検索エンジンが単語と文章の類似度を転置ファイルに保存し，質問の単語と文章の類似度の和を質問とその文章の関連性とする．このような計算が必要であるため，[15, 16, 17, 18] などキーワード検索しか対応できない研究は類似検索に応用できない．

PDS をはじめに多くの曖昧化検索メカニズム [3, 19, 20] は質問の全体を分析し, 適切な $K-1$ 個のダミー質問を選ぶ．質問の全体ではなく単語ごとにダミー単語を混ぜれば，真の質問である可能性がある質問数が増え，攻撃者が真の質問を見破る確率が下がる．質問者がいつのトピックに対して検索するとき，一つの単語を複数回使うと考えられる．毎回違うダミー単語を混ぜると同じ質問者の質問に出る頻度が高い単語が真の質問単語となる可能性が頻度が低い単語より大きくなる．そんなリスクを防ぐため ETSQ は単語バケットを事前に作り，真の質問単語と同じバケットにある他の単語をダミー単語とする．また，単語ごとダミーを混ぜるため長い質問と類似検索に対応できる．

3.2.1 類似検索

コーパス D における検索エンジンが質問を処理するとき基本的には転置ファイルを用いている．転置フィルは質問単語の集合 W と全ての単語の転置リストからなる．単語 $w_i \in W$ の転置リスト L_i が $\langle d_i, p_{ij} \rangle$ の列である．$p_{ij \in \Re}$ は単語 t_i と文¿章 $d_i \in \mathcal{D}$ の関連性である．t_i

が d_i に現れたなら p_{ij} の値は 0 より大きい，現れなかったなら 0 となる．空間圧縮のために $p_{ij} = 0$ な d_i は L_i に含まれていない．

質問 $q = \{w_i\}$ と文章 d_i と関連性は以下のように計算する

$$Score_{d_j,q} = \sum_{w_i \in q} p_{ij} \tag{3.11}$$

したがって転置リスト L_i に含まれている文章だけが 0 以上のスコアを持ち，q と関連があると見なす．転置フィルを全体暗号化しても，サーバーは転置リストの長さとアクセス頻度などの情報から真の関係値を推定できるため，そのような方法は無意味だと考えられる．

3.2.2　単語バケツ

本節では単語バケツを作る方法を述べる．まずアルゴリズム 2 を用いて WordNet データベース中の意味的近い単語を隣にして全ての単語一列に並べる．リンクが多い synset が意味的に豊富であるため，単語を一列に繋がる種として使われ，synset の関係数が多い方から小さい方への順で処理する．複数の意味を持つ単語が属する synset が意味的近いと考え，同じ単語を持つ synset を隣に並べる．また反意関係，上位下位関係，全体部分関係を持つ synset を隣に並べる．2 つの操作により，列に近い単語の意味も近いと保証する．

WordNet データベースにアルゴリズム 1 を行った結果データベース中全ての 117, 798 個の名詞を一列に並べ，アルゴリズムに有効性を証明した．

3.2.3　バケツ作り

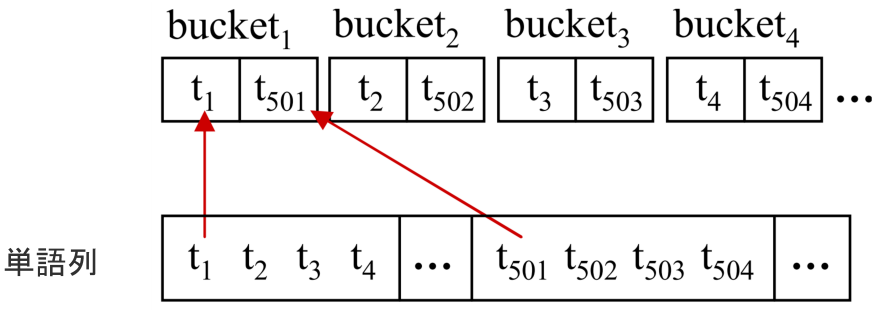


図 3.1. バケツ作り-$N = 1000, BktSz = 2$

次ではアルゴリズム 2 で出力した単語列を単語バケツにする．アルゴリズム 2 がその過程を表している．バケツの大きさを 1 ≤BktSz≤ N に設定する．バケツの数が #Bkts= N/BktSz である．同じバケツ中の単語を可能な限りに違う意味にするために単語列の $1, \#\text{BktSz}+1, 2 * \#\text{BktSz}+1, \ldots, (\text{BktSz}-1) * \#\text{BktSz}+1$ 番目の単語をバケツ 1 に，$2, \#\text{BktSz}+2, 2 * \#\text{BktSz}+2, \ldots, (\text{BktSz}-1) * \#\text{BktSz}+2$ をバケツ 2 に，$i, \#\text{BktSz}+i, 2 * \#\text{BktSz}+i, \ldots, (\text{BktSz}-1) * \#\text{BktSz}+i$ をバケツ i に入れる．図 3.1 が $N = 1000, BktSz = 2$ のときのバケツ作り過程を表している．その操作により，2 つのバケ

Algorithm 2 単語を一列に並べる

```
1: function ProcessSynset(synset ss)
2:     if ss の単語が複数の既存な単語列に含まれている then
3:         そんな単語列を結合する
4:         結合した単語列を sq にする
5:     else if ss の単語が既存な単語列に含まれていない then
6:         新たの単語列を作る
7:     else ss の単語の一つが一つ既存な単語列に含まれている
8:         その単語列を sq にする
9:     処理していない ss の単語を sq に加える
10:    ss の単語を処理したとマークする
11:    ss を処理したとマークする
12:    単語列 sq を返す
13: function SequenceVocab(WordNet wndb)
14:    全ての synset を関係数が多い方から小さい方への順で並べる
15:    全ての synset を処理していないとマークする
16:    全ての単語を処理していないとマークする
17:    SeqSet = φ
18:    for all 処理していない synset ss do
19:        sq = ProcessSynset(ss);sq を SeqSet に加える
20:        for all ss と反意関係，上位下位関係，全体部分関係をもつ synset ss′ do
21:            処理していない ss′ の単語を sq に加える
22:            ss′ の単語を処理したとマークする
23:            sq = ProcessSynset(ss′);sq を SeqSet に加える
```

ツ i と j の同じ位置の単語間の距離が同じ $\|i-j\|$ であり，意味的な距離の差も小さいと考えられる．またバケツ同じ位置の単語間の距離が違う位置の単語間の距離より近いため、真の質門の単語が同じ位置にあると仮定する。したがって，真の質問の単語が意味的に近いときあるいは一つのトピックに集中したとき，バケツの中のダミー単語も同じように一つのトピックに集中すると考えられる．しかし，バケツ中の単語の特殊レベルがランダムであり，大きく違う可能性がある．

バケツ中の単語の特殊レベルを調整するために，隣接のバケツ間の単語交換を行う．実践的には単語を単語バケツに配置する前に単語列を同じ長さ SegSz≤ N/BktSz のセグメントに分割し，セグメント内の単語を特殊レベルが大きい方から小さい方への順で再配列する．SegSz が BktSz の整数倍である必要がある．図 3.2 が図 3.1 の上に単語列の再配列を加えた流れを表している．その結果，同じバケツにある単語のセグメント内の順番が同一であり，特殊レベルが近くなると考えられる．

Algorithm 3 単語列から単語バケツを作る

function GENERATEBUCKETS(sq,BktSz,Segsz)
　N = 単語列 sq の長さ
　$\#Seg = N/SegSz$
　sq を同じ長さのセグメントに分割する $S_1, S_2, \ldots, S_{\#Seg}$
　セグメント中の単語を特殊レベルが大きい方から小さい方への順で再配列する
　for $i = 1toN/(BktSz * SegSz)$ **do**
　　ActiveSeg = ϕ
　　for $j = 1toBktSz$ **do**
　　$ActiveSeg = ActiveSeg \cup S_{(j-1)N/(BktSz*SegSz)}$
　　for $j = 1toSegSz$ **do**
　　新たなバケツ $B = \phi$ を作る
　　ActiveSeg 中の全てのセグメントの j 番目の単語を B に入れる
　　B を出力する

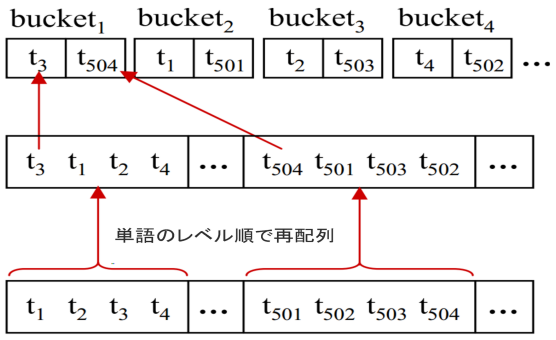


図 3.2. バケツ作り-$N = 1000, BktSz = 2, SegSz = 4$

バケツ作りには 2 つのパラメータを設定する必要ある．SegSz が 2 つのリスクのトレードオフとなる．SegSz が増加することは単語交換を行う範囲が増大することに相当する．SegSz が大きければ大きいほどバケツ中の単語の特殊レベルが近くなる．一方、単語間の意味的な距離も近くなる可能性がある．もう一つのパラメータ BktSz がプライバシーと計算時間のトレードオフとなる．BktSz が大きくなると，真の質問を特定する可能性が下がるが，検索エンジンが処理する質問単語が増加する．

3.2.4　プライベート検索スキーム

本節では真の質問単語だけの関連性スコアを計算できる検索スキームを述べる．検索スキームは質問加工，質問検索と結果処理三部分からなる．

アルゴリズム 4 が質問加工の流れを表す．真の質問単語が属するバケツの中の他の単語を全てダミー単語として質問に加える．ダミーを加えた質問の単語 t_j に $E(\mu_j)$ を付け，t_j が真の

Algorithm 4 質問加工

1: **function** GENERATEBUCKETS(sq,BktSz,Segsz)

Input: 真の質問単語 t_i の集合

Output: 加工した質問 q

2: **for all** 真の質問単語 t_i **do**
3: Bkt= t_i が属する単語バケツ
4: **for all** $t_j \in$Bkt **do**
5: **if** $t_i == t_j$ **then** $\mu_j = 1$
6: **else** $\mu_j = 0$
7: $E(u_j) = g^{\mu_j}\mu^r$
8: $\langle t_j, E(\mu_j)\rangle$ を q に入れる

質問単語なら $\mu_j = 1$，ダミー単語なら $\mu_j = 0$．$E(\cdot)$ は加算可能な準同型暗号 [**?**] の暗号化関数である．加算可能な準同型暗号が以下 2 つの特徴を持つ．二つの暗号文 $E(m_1), E(m_2)$ が与えられた時に，平文や秘密鍵なしで $E(m_1 + m_2)$ を計算できる．また，同じメッセージ m が複数の暗号文に対応でき，攻撃者が暗号文の頻度から m を推定することを防げる．

Algorithm 5 質問検索

1: **function** GENERATEBUCKETS(sq,BktSz,Segsz)

Input: 加工した質問 q

Output: 文章とその文章暗号文した関連性スコアの集合 R

2: $R = \phi$
3: **for all** $\langle t_i, E(\mu_i)\rangle \in q$ **do**
4: **for all** $\langle d_j, p_{ij}\rangle \in L_i$ **do**
5: **if** $\exists\langle d_j, E(score_j)\rangle \in R$ **then**
6: $E(score_j) = E(score_j) * E(\mu_j)^{p_{ij}}$
7: **else**
8: $\langle t_j, E(\mu_j)^{p_{ij}}\rangle$ を R に入れる

アルゴリズム 5 がサーバー側の検索過程を表す．サーバーが単語と文章の関連値を保存している転置フィルを用いて文章の関連性スコアを計算する．加算可能な準同型暗号の特徴より，$E(\mu_j)^{p_{ij}} = E(\mu_j * p_{ij})$．$t_j$ がダミー単語であれば，$E(score_j) * E(\mu_j)^{p_{ij}} = E(score_j) * E(0 * p_{ij}) = E(score_j)$．復号した関連性スコアには影響を与えない．したがって，$score_j$ が真の質問単語と文章の関連値 p_{ij} の和となる．

最後に質問者がサーバーがらもらった結果集合の関連性スコアを復号し，その値を用いて文章を再配列するとプライバシー保護手法を使っていない検索エンジンと同様な検索結果がもらえる．

3.3　質問意図を曖昧化するキーワード検索

HDGA は [?] 提案した潜在的ディリクレ配分法 (LDA)[21] に基づく質問意図の曖昧化メカニズム (TIO) の改良手法である．LDA の詳細は第 4 章で述べる．HDGA が以下の特徴を持つ，まず，サーバーに提出した質問グループに属する各質問が違うトピックに属し，ダミー質問の生成過程が相互独立である．

次に，HDGA は TIO のように真の質問をカバーできるトピックからダミー質問を作るではなく同じ質問グループに属する質問が同じ地位を持つ．

そして，HDGA がハッシュ関数 Highest Random Weigh(HRW)[22] を用いてダミートピックを選び，トピックの出現頻度を均一にする．

Algorithm 6 HDGA(On Masking Topical Intent in Keyword Search)

Input: 質問:q_1

1: $Q = \{q_1\}\delta_{q_1} = \underset{t \in T}{\operatorname{argmax}} Pr[t|q_1]$
2: **for all** $t \in T \setminus \{\delta_{q_1}\}$ **do**
3: 　　$e_t = h(\delta_{q_1}||t||s)$
4: $T_D = \{t^1_{q1}, t^2_{q1}, \ldots, t^2_{q1} | \forall t_1 \ \in T_D, \forall t_2 \ \in T \setminus T_D, e_{t_1} > e_{t_2}\}$
5: **for all** $t \in T_D$ **do**
6: 　　**while** $\underset{t \in T}{\operatorname{argmax}} Pr[t|q'] \neq t$ **do**
7: 　　$Pr[w|t]$ に基づいて $|q_1|$ 個の単語をランダムに選び，ダミー質問 q' を作る
8: 　　$Q = Q \cup \{q'\}$
9: Q をシャッフルする

Output: Q

アルゴリズム 6 が HDGA の質問生成メカニズムを表す．ここで $Pt[w|t]$ が LDA 分析の結果であり，h が HRW ハッシュ関数である．

第 4 章

意味分析

第 3 章で述べたように質問意図を隠せるダミー質問を作るために質問が持つ意味を計算機に理解させなければならない．まず，文章や質問などをベクトルで表す必要がある．自然言語研究で多く使用されるベクトル表現方法が bag-of-words である．bag-of-words とは単語を袋に入れるように，単語の出現順番などの情報を捨て，単語の出現頻度だけをベクトル要素とする表現方法である．次に質問が持つ意味を数字にすると，質問をトピックベクトルで表現できる．したがって，質問が持つ意味を数字にすることは質問を記述するために必要な次元数を減らすことであると考えられる．情報検索分野ではコーパス中の文章を記述するために必要な次元数を減らす研究を進めている．

$tf\text{-}idf$ はが単語とコーパス中の文章の関連性を実数値で表せるため，文章数 $|D|\times$ 単語数 $|W|$ の行列 M でコーパスを記述できる．潜在的意味解析 (LSA) は行列 M を特異値分解 (SVD) し低ランク近似し，より高い圧縮を得る．しかし，LSA モデルのパラメータ数がコーパス中の文章数の共に増加するためオーバーフィットの恐れがあり，コーパスに含まれていない文章を記述する方法が明らかにさせていない．そのような問題を解決するために確率モデルである潜在的ディリクレ配分法 (LDA) が提案された．

本論文ではこの 3 つの意味分析手法を全て用い，評価実験をする．以下では上記意味分析手法を紹介する．

4.1 tf-idf

コーパス中に含まれている文書の集合を D とし，単語 w_i の文章 d_j における出現回数を $n_{i,j}$ とする．単語 w_i の文章 d_j における出現頻度を

$$tf_{i,j} = \frac{n_{i,j}}{\sum_k n_{k,j}} \tag{4.1}$$

単語 i の逆文書頻度を

$$idf_i = log\frac{|D|}{|d|w_i \in d, d \in D|} \tag{4.2}$$

と定義し，

$$tfidf_{i,j} = tf_{i,j} \cdot idf_i \tag{4.3}$$

によって単語 t_i の文章 d_j における $tf\text{-}idf$ 値を計算する．

本論文では国際特許分類を用い特許データベースに属する文章を 632 個の分類にし，各分類をトピックとし，

$$tfidf_{i,k} = \sum_{d_j \in t_k} tf_{i,j} \cdot idf_i \tag{4.4}$$

によって単語 t_i のトピック t_k における $tf\text{-}idf$ 値を計算する．人手により分類されている国際特許分類をトピックにしたため，各トピックの意味が明らかである．

4.2　潜在的意味解析

特異値分解 (SVD) を用いて単語をトピック空間にマップすることが潜在的意味分析の基礎である．LSA ではトピック空間中の単語と文書の関係を用いて多義性と同義性の問題を解決する．つまり、 綴りが違うが同じような意味を持つ単語はトピック空間での距離が近いようにできる．

単語 × 文書行列 M の (i, j) 番目の要素は単語 w_i のが文章 d_j における $tf\text{-}idf$ 値である．M を特異値分解 $M = USV^T$ し、U、S、V の各列ベクトルを特異値が大きい順に K 個用いて G の低ランク近似 $G_K = U_K S_K V_K^T$ を得る．このように低ランク分解によって、単語とトピックの関係を分析できる．M_K の (i, j) 番目の要素は i 番目の単語と j 番目のトピックの関係を表す．その値が大きければ大きいほど単語とピックの関係が強い．単語 w_i と対応する行列 M_K の行 ℓ_i を単語 w_i のトピックベクトルとし，

$$rscore_{LSA}(q, t_j) = \sum_{w_i \in q} \ell_i[j] \tag{4.5}$$

によって質問 q とトピック t_j の関連性を計算する．

本論文では単語 × 文書行列 M の代わりに単語 × 国際特許分類行列 M' を用いる．単語 × 国際特許分類行列 M' の (i, j) 番目の要素は単語 w_i の国際特許分類 t_k における $tf\text{-}idf$ 値である．国際特許分類は特許データベースの大きさと関係なく一定であるため，文章数の増加によるオーバーフィットを防ぐ．

4.3　潜在的ディリクレ配分法

潜在的ディリクレ配分法 (LDA) は文章の確率生成モデルである．LDA では文章が複数の潜在的トピックからランダムに生成されると仮定し，トピックをそのトピックごとに単語の出現頻度で表す．

LDA ではコーパス D に含まれている長さが n_d である文章 d の生成過程を以下のように仮定する:

- **コーパス D における各潜在的トピック t を生成する** $\phi_t \sim Dir(\beta)$
- **トピック分布ベクトル θ_d を生成する** $theta_d \sim Dir(\alpha)$
- 各単語 $w \in d$ に対して:

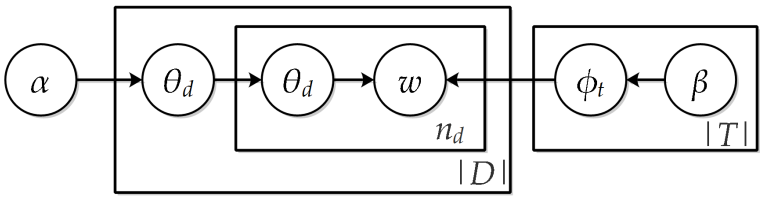


図 4.1. LDA のグラフィカルモデル

- w **が属するトピック** t **を決める** $t \sim Mulinomail(\theta_d)$
- w **を決める** $w \sim Multinomial(\phi_t)$

ここで α, β は $|T|$ 次元ベクトルで，Dirichlet 分布のパラメータであり，θ_d, ϕ_t は確率ベクトルである．

このグラフィカルモデルを図 4.1 に示す．

全ての文章が同じ確率を持つと仮定すると，

$$p(t) = \sum_{d \in D} \theta_{d,t} p(d) = \frac{\sum_{d \in D} \theta_{d,t}}{|D|} \tag{4.6}$$

によってコーパス D の中の各トピックの確率を計算し，

$$rscore_{LDA}(q,t) = p(t|q) \sim p(q|t)p(t) = \prod_{w \in q} p(w|t)p(t) \tag{4.7}$$

によって質問 q と各トピックの関係性を計算できる．

第 5 章

プライバシー分析 (攻撃手法)

本論文では攻撃者が質問者が質問意図を隠していることと質問者が用いている質問曖昧化手法のメカニズムを知っているを前提とし，攻撃手法を考える．

曖昧化検索は 3 つの違うレベルな目標があると同じように曖昧化検索に対する攻撃手法も 3 つの違うレベルな目標がある．ダミー質問が混ぜられた質問グループから真の質問 q_R を見つかる．ダミー質問が混ぜられた質問グループから質問者が検索したいものを見つかる．ダミー質問が混ぜられた質問ログから質問者が興味を持つトピックを見つかる．

1 つ目の目標に対して本論文では質問 q と質問 q のメイントピック δ_{SA} 間の関連性を攻撃するメイントピック攻撃を提案する．質問者が検索したいものを定義するのは難しいため，本論文ではダミー質問の検索結果と真の質問の検索結果が一致する割合を用いて評価する．そして，3 つ目の目標を達成できる既存な攻撃手法類似度攻撃 [4] を紹介し，改良手法を提案する．

5.1 メイントピック攻撃

HDGA など真の質問とダミー質問を 1 つの質問グループにして提出する曖昧化手法対して，ダミー質問が真の質問と同様に全ての単語が 1 つのトピックに集中することが失敗したら，真の質問と真の質問のメイントピックの関連値がダミー質問とダミー質問のメイントピックの関連性より強いと考えられる．メインとピック攻撃は 1 つの質問グループの中で自分のメイントピックとの関連性が一番高い質問を真の質問とする．

また，ETSQ は真の質問単語ごとにダミー単語を混ぜ，1 つの加工した質問にして提出する．関係が強い単語が他のトピックと関係が強い単語の数より多い，加工した質問のトピックと真の質問のトピックが一致することが考えられる．また，一つのバケツの中の単語が意味的に遠いため，ダミー単語が真の質問単語のメイントピックとの関連性が弱いと考えられる．メイントピック攻撃では各単語バケツ中質問のメイントピックと一番関連値が強い単語を真の質問の単語と推定する．

5.2 類似度攻撃 (事前情報あり)

類似度攻撃 (SimAtt)[4] は質問者が提出した質問と攻撃者が事前に得た質問者の質問ログ間の類似度を計算し，この類似度を用い質問者の新の質問を見破る．Simatt では単語ベクトルで質問を表し，質問ログを質問の集合とする．アルゴリズム 7 が質問 q と質問者のログ P_u 間の類似度 sim_{q,P_u} の計算方法を示す．

Algorithm 7 類似度計算

Input: 質問 q, ユーザープロフィール P_u, スムージングパラメータ:α

1: **for** $q_i \in P_u$ **do**
2: $\quad coef[i] \leftarrow 2 \cdot |q \cap q_i| \cdot \frac{1}{|q|+|q_i|}$
3: $coef \leftarrow sort(coef)$
4: $sim \leftarrow coef[0]$
5: **for** $i \in [1, |P_u|]$ **do**
6: $\quad sim \leftarrow \alpha \cdot coef[i] + (1-\alpha) \cdot sim$

Output: sim_{q,P_u}

ここで $coef[i]$ は質問 q と P_u に属する質問 q_i 間の Dice 係数 [] で, α が重み係数である．

Algorithm 8 SimAtt

Input: 質問グループ G, ユーザープロフィール Pu, スムージングパラメータ:α

1: $q^* = \underset{q \in Q}{\operatorname{argmax}}\, sim_{q,Pu}$

Output: q^*

SimAtt は質問グループの中質問者の質問ログと一番類似度が高い質問が真の質問であると判定する．攻撃方法は単純であるが，**??**の実験結果は特許データベースにおける攻撃の強さを示す．

5.3 類似度攻撃 2(事前情報なし)

攻撃者が事前的に質問者の真の質問ログを持たないと SimAtt を用いることができない．本節ではダミー質問を混ぜた質問ログのみから真の質問を見つかる攻撃手法 SimAtt2 を提案する．質問者が同じトピックに対して複数の質問を提出することが考えられる．PDS など真の質問と距離が遠い質問をダミー質問にする質問曖昧化手法では真の質問は同じトピック t に属するとしてもダミー質問は同じように別のトピック t' に属すると限れない．トピックの出現頻度から真の質問を見つかることができ，真の質問間の類似度がダミー質問間の類似度より高いと考えられる．ETSQ ではトピックの出現頻度を均一にできる．しかし，ETSQ は $Pr(w|t)$ に基づいて単語をランダムに選び，ダミー質問を生成するため，同じトピックに属するダミー

質問間の距離が真の質問間の距離ほど近いと限れない．また，真の質問 q_1, q_2 が意味的近いトピック t_1, t_2 に属するとき，ダミー質問 q_1', q_2' が属するトピック t_1', t_2' も意味的近いと保証できない．したがって，意味的近い一連の質問が真の質問である可能性が高い．本論文では同じ質問者が提出した全ての質問グループから 1 つ質問を選び出した質問集合を質問列という．アルゴリズム 9 が意味的近い質問列を取り出す攻撃手法を示す．

Algorithm 9 SimAtt2

Input: 質問グループ列 $\hat{G} = \{G_1, G_2, \ldots, G_m\}$, スムージングパラメータ:$\alpha$

1: **for** $j \in |G_1|$ **do**
2: $\quad \hat{Pu}[j] = G_1[j]$
3: $\quad \hat{Put}[j] = \Phi$
4: $\quad d[j] = 0$
5: **for** $i \in [2, m]$ **do**
6: $\quad$ **for** $j \in |G_i|$ **do**
7: $\quad\quad \hat{Put}[j] = \underset{Pu \in \hat{Put}}{\operatorname{argmax}}\, sim_{G_i[j], \hat{Put}[j]}$
8: $\quad q_i^* = \underset{G_i[j] \in G_i}{\operatorname{argmin}}\, sim_{G_i[j], \hat{Put}[j]}$
9: $\quad$ **for** $j \in |Q_i|$ **do**
10: $\quad\quad \hat{Pu}[j] = \hat{Put}[j] \cap G_i[j]$

Output: q^*

SimAtt2 は 1 つ質問グループに属する質問と同じ数の質問列 Pu を可能な真の質問列として保存し，攻撃手法のロバスト性を上げる．

第 6 章

質問曖昧化 (提案手法)

本章では事前情報なしの類似度攻撃 Simatt2 に対応できると考えられる質問曖昧化と事前情報ありの類似度攻撃 Simatt に対応できると考えられる質問曖昧化 2 を提案する．

6.1 質問曖昧化

質問曖昧化 (QO1) は以下の特徴を持つ．まず，トピック出現頻度で質問者が興味あるトピックを特定することを防ぐために質問曖昧化は事前にトピックをグループにし，質問者が検索したいトピックが属するトピックグループにある他のトピックをダミートピックとする．次に真の質問が同じ単語を含むとき， ダミー質問も同様に同じ単語を含むようにする．それを実現するために提案手法では単語ベクトルを用いた．

定義 8. 単語ベクトル．W を全ての単語の集合とする．トピック t の単語ベクトル $wvec_{SA}(t)$ とは W に属する全ての単語 w を w と t の関連値を大きい方から小さい方まで並ぶ $|W|$ 次元のベクトルである．

$$wvec_{SA}(t) = (w_1, w_2, \ldots, w_{|W|}) \tag{6.1}$$

ここで次の (i), (ii) が成り立つ

(i) $\forall w \in wvec_{SA}(t), w \in W$
(ii) $\forall 1 \leq i < j \leq |W|, w_i \neq w_j, rscore(w_i, t) \geq rscore(w_j, t)$

質問のメイントピックを計算し，質問に含まれている単語をその単語が質問のメイントピックの単語ベクトルにいる順番にすれば，質問を数字ベクトルで表わすことができる．同様にトピックが決めれば，そのトピックの単語ベクトルを用いて数字ベクトルを質問に翻訳することができる．すなわち，$index(w, vec)$ をベクトル vec に元 w の順番を返す関数とし，質問数字化関数 WtN を

$$WtN_{SA}(q, t) = \{index(w, wvec_{SA}(t)) | w \in q\} \tag{6.2}$$

によって定義する．また $atindex(n, vec)$ をベクトル vec に順番が n となる元を返す関数と

し，数字ベクトル質問化関数 NtW を

$$NtW_{SA}(v,t) = \{atindex(n, wvec_{SA}(t)) | n \in v\} \tag{6.3}$$

によって定義する．

一方，単語ベクトルに同じ順番を持つ単語がその単語ベクトルを持つトピックに対して同じ様な関連性を持つと考えられ，同じ数字ベクトルで表わせる質問もその質問が属するトピックに対して同じ様な関連性を持つと考えられる．したがって，単語ベクトルを通じて違うトピックに属するが似たような特徴を持つ質問を作るこたができ，メイントピック攻撃に対応できると考えられる．

TG をトピックをグループにする関数とし，次のことが成り立つとする．

(i) $\forall t \in T, TG(t) \subset T$
(ii) $\forall t' \in TG(t), TG(t') = TG(t)$

質問曖昧化の質問生成メカニズムが次とおりである：

(i) 質問 q のメイントピック $t_1 = \delta_{SA}(q)$ を計算する．
(ii) トピック t_1 が属するトピックグループ $TG(t_1)$ を定める．
(iii) 質問 q を数字ベクトル $v = WtN_{SA}(q, t_1)$ にする．
(iv) 質問グループを $G = \{NtW(v,t) | t \in TG(t_1)\}$ とし，サーバーに提出する．

質問者がトピック t_1 に対して一連の質問を提出するを例として質問曖昧化の安全性を分析する．トピック $t_1, t_2, \ldots, t_n$ が 1 つトピックグループに属すると仮定する．質問者がメイントピックが t_1 である質問 $q^1, q^2, \ldots, q^m$ を質問曖昧化を用いて質問グループ $G_1, G_2, \ldots, G_m$ に曖昧化する．メイントピックが一致である質問ペア間の Dice 係数がメイントピックが一致ではない質問ペア間の Dice 係数より大きい，Simatt2 で保存した m 個の質問列が $t_1, t_2, \ldots, t_n$ と 1 対 1 に対応することが考えられる．トピック t_i と対応する質問列を $Pu[i]$，質問グループ G_j の中の t_i に属する質問を q_i^j とする．質問グループ G_k に対して Simatt2 攻撃する時，質問ログに存在する任意の質問グループ G_i に対して $\forall 0 < i < k, coef(q^i, q^k) = coef(q_2^i, q_2^k) = \cdots = coef(q_n^i, q_n^k)$ Dice 係数が同じである質問ペアが存在し，$sim_{q^k, Pu[1]} = sim_{q_2^k, Pu[2]} = \cdots = sim_{q_m^k, Pu[m]}$ 質問列との類似度も同じであり，Simatt2 での攻撃が無効になる．

しかし，質問者が 1 つトピックに対して検索すると限りない．特に特許検索の場合はいくつの関係性が強い分野について検索することが多い．例えばスマートフォンメーカー会社がスマートフォン通信 (H セクション電気) の特許を検索した後にスマートフォン本体の生産装置 (B セクション処理操作) の特許を検索することも考えられる．分野は違うが，同じスマートフォン関する特許であるため，2 つの質問間の関連値が高いと考えられる．HDGA ではハッシュ関数でトピックをグループにしているが，各トピック間の関係を配慮していない．1 つトピックグループ内のトピック間の類似度が質問曖昧化の Simatt2 に対する安全性を影響すると考えられる．

トピックは単語との関連値で表し，一列に並べられないため，ETSQ が単語をバケツにすると同じようにトピックをグループにするができない．本論文では各トピックとの関連値が上位 1000 個までの単語をそのトピックを代表する単語集合とし，トピックを 1000 個の単語からなる質問とし，Dice 係数を用いてトピック間の距離を計算し，PDS で紹介した凝集型クラスタリングを用いてトピックをグループにする．7.1 章ではトピックグループ内のトピック間の類似度が安全性への影響評価する．

6.2 質問曖昧化 2

攻撃が質問者の質問ログや質問者が興味を持つ分野など事前知識を持つ時，いくらダミートピックを増やしても，質問ログと類似度が高い質問や質問者が興味を持つ分野に属する質問なとの方法で真の質問を簡単に見つかれる．

質問曖昧化 2(QO2) は単語ベクトルを用いて真の質問を数字ベクトルにし，数字ベクトルの各要素に対して雑音を加え，ダミー質問にする．

6.3 データベース分割

IPC コードを用いることにより特許データベースを分野ごとに子データベースに分割することができる．分割したデータベース各々に対して同じような信憑性を持つ質問を提出すると真に検索したいデータベースを隠すことができると考えられる．しかし，LSA や LDA など既存の意味分析手法を行い得るトピックは人の手による分類された子データベースと 1 対 1 に対応できない．本論文では第 4 章で紹介した $tfidf$ を用いて単語と各子データベースの関連性を計算し，子データベースごとに単語ベクトルを作る．

質問者が検索する時は，真の質問を検索したい子データベースの単語ベクトルを用いて数字ベクトルにする．そして，サーバーは質問者からもらった数字ベクトルを各子データベースに送り，各子データベースの単語ベクトルを用いて質問にし，各子データベースを検索する．最後，質問者はサーバーからもらった各子データベースの検索結果から真の子データベースの検索結果を利用する．

データベース分割では他の曖昧化と違って全ての子データベース，あるいはトピックについて質問を提出する．そのため，質問が H セクションの特許を検索した後に B セクション特許を検索するとき，H セクションに属する質問も必ず同じ質問グループに存在し，B セクション属する真の質問より前に提出した H セクションに属する質問との類似度が高い，類似攻撃に対してよりいい防御ができると考えられる．

第 7 章

評価実験

本章では NTCIR-6[] の無効資料調査タスクのデータセットを用いて特許検索における既存手法 ETSQ，HDGA と提案手法を安全性を評価する．評価実験は全て 8 個の 2.5GHz CPU と 61GB メモリをもつ AWS Linux インスタンスで実行する．

7.1 文章集合と質問集合

NTCIR-6 は国立情報学研究所 (NII) から配布されている 1993 年から 2002 年まで発行分の約 350 万文章がある日本公開公報を検索対象である文章集合とする．無効資料調査タスクの質問は特許庁の審査感が拒絶した特許文章の一般的に最も重要な第一請求項を用いる．無効資料調査タスクの参加者は請求項を解析し単語を重要度を計算する手法や検索された文章の一部を用いて検索質問拡張を行う手法などを用いて検索精度を上げる．しかし，本論文は検索結果の精度ついて評価していないため，単純に請求項から名詞を抽出し検索質問をする．また第 4 章で説明したように本論文は IPC コードを用いて特許文章を 623 個の IPC サブクラスに分類する．文章集合と質問集合の詳細は表 7.1 に示す．

重複を除いた単語数	2,973,096
文章数	3,496,253
質問数	2,908
質問平均単語数	21.0
国際特許分類数	623

表 7.1. データセット

意味分析手法について，LSA と LDA は共に 64 トピックに設定する．特許文集集合の単語数が多く，全ての単語に対して LDA を行うことは困難であるため，本論文では各 IPC サブクラスとの tf-idf 値が上位 1000 個にある単語 32524 個に対して LDA を行う．評価実験で用いる質問の単語の 99.0% が上記 32524 個単語の中である．

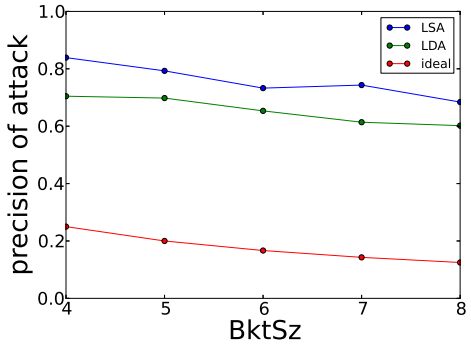


図 7.1. 単語バケットに対してメイントピック攻撃の成功率

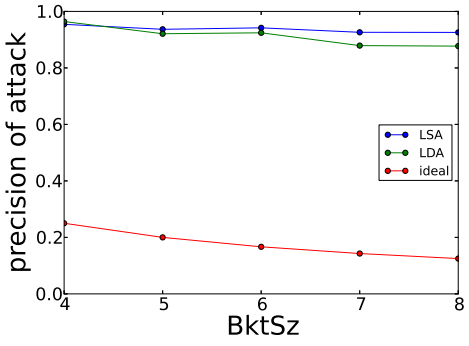


図 7.2. 加工した質問のメイントピックと真の質問のメイントピックが一致する確率

7.2 メイントピック攻撃 (MTA)

ETQS では任意 2 つの単語バケットで全ての同じ位置の単語ペア間の意味的距離の差が小さいなら，真の質問の単語が意味的に近いときあるいは一つのトピックに集中したとき，バケットの中のダミー単語も同じように一つのトピックに集中できると考えるため，本論文は SegSz を一番単語ペア間の意味的距離の差を小さくでき，攻撃しづらいと考えた 1 に設定する．また Wordnet は人の手による作成せれたため，27% の質問単語が Wordnet に存在しない，評価実験では Wordnet に存在しない単語を抜いて攻撃する．LSA と LDA を用いてメイントピック攻撃した結果が図 7.1 で表している．

単語ごとに 7 個のダミー単語を加えても 60% 以上の確率で真の質問の単語を見破られる．図 7.2 が加工した質問のメイントピックと真の質問のメイントピックが一致する確率を表している．ダミー質問の単語を 1 つトピックに集中しないと真の質問のメイントピックを隠すことが困難であると考えられる．

HDGA はダミートピックの決定し，ダミートピックにおける単語の出現率でランダムに単語を選び真の質問と同じ長さのダミー質問を作る．攻撃者が質問者と同様に LDA を用いてメイントピック攻撃する結果が図 7.5 に示す．ここで max は質問グループの中で自分のメイントピックの関連値 $Pr(\delta_q|q)$ が一番高い質問 q が真の質問である確率で min で max は質問グループの中で自分のメイントピックの関連値 $Pr(\delta_q|q)$ が一番低い質問 q が真の質問である確率である．

HDGA ではダミートピック t を決定し，ダミートピックから $Pr(w|t)$ に基づにてランダムに単語を選択するため，各質問 q に対してトピック δ_q における確率 $Pr(q|\delta_q) = \prod_{w \in q} Pr(w|\delta_q)$

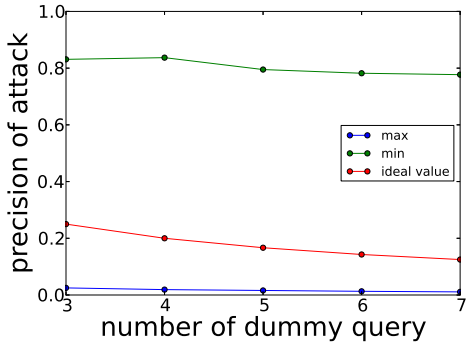


図 7.3. HDGA vs. MTA

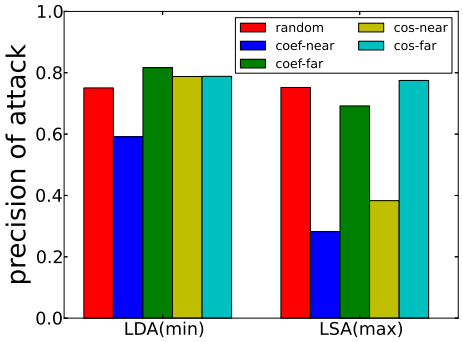


図 7.4. 質問曖昧化 vs. MTA

の差が少ない．しかし，同じ文章に出現する確率が高い単語を用いた真の質問 q が提出される確率 $Pr(q)$ がダミー質問が提出される確率より大きくなるため，真の質問とその質問のメイントピックの関連値 $Pr(\delta_q|q) = \frac{Pr(q|\delta_q)Pr(\delta_q)}{Pr(q)}$ が一番低くなると考えられる．

攻撃者が質問者と同じ意味分析手法を用いて質問曖昧化に対してメイントピック攻撃を行う時，1 つトピックグループ中のトピック間の距離の影響は図 7.4 に示す．ここで 1 つの真の質問に対して 3 つのダミー質問を加える．第 4 章で説明したように，coef 距離はトピックの代表単語集合間の Dice 係数で，cos 距離はトピックの代表単語集合を意味分析手法を用いて得たトピックベクトル間の cos 距離である．

LDA を用いるときは HDGA と同じように真の質問とその質問のメイントピックの関連値が一番低くなる確率が高い．意味的に近いトピックをダミートピックとにすることにより，トピックの出現率 $Pr(t)$ 間の差と単語ベクトルで同じ順番の単語 $|w|$ がそのトピックにおける出現率 $Pr(w|t)$ 間の差を小さくなり，HDGA によりいい結果を得ることができたが，真の質問が提出される確率とダミー質問が提出される確率間の差を無くすことができない．

質問のメイントピック間の差による LSA を用いるときは意味的に近いトピックをダミートピックとすると，理想値と近い確率でメイントピック攻撃を防ぐ．また，特許文章は曖昧性を生じないように単語を選んでいるため，単語の曖昧性をなくす意味分析手法を用いるより，直接に単語を用いて距離を計算する方がよりいい結果を得た理由であると考えられる．

質問曖昧化 2 に対しては質問曖昧化を攻撃するときと同じように攻撃者が質問者と同じ意味分析手法を用いて評価実験した結果はに示す．質問曖昧化 2 は真の質問と同じトピックに属する似たような関連値を持つダミー質問を生成するが，LDA を用いる質問曖昧化 2 は質問曖昧化 1 で意味的に近いトピックを 1 つのトピックグループにする時と同じような安全性を得る．同じトピックに属する質問をダミー質問にしても，真の質問の出現確率とダミー質問の出現確率間の差を無くすことができない．

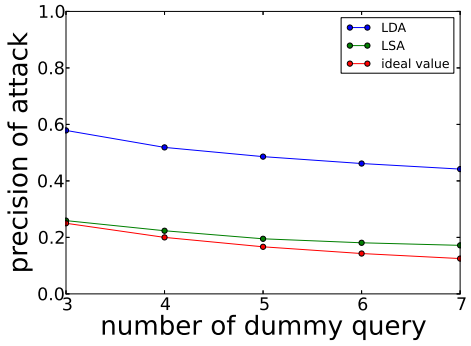


図 7.5. 質問曖昧化 2 vs. MTA

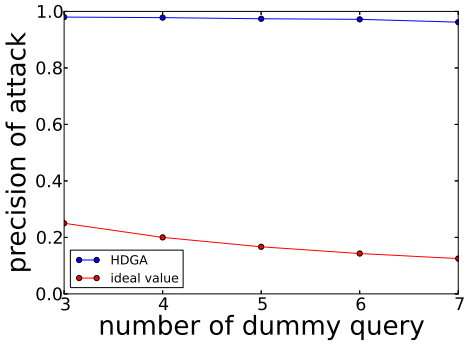


図 7.6. HDGA vs. SimAtt2

LSA を用いる質問曖昧化 2 に対してメイントピック攻撃は真の質問を見破られない.

7.3 類似攻撃 2

無効資料タスクで用いた質問は審査感が拒絶した特許文章から抽出されたものであるため，特許文章にあるほかの情報も利用できる．本論文では 1 つ会社が出願した特許文章から抽出された質問を 1 人の質問者が提出した質問にする．類似攻撃 2 の評価実験は 5 個以上の質問を提出した質問者 72 人が提出した 1562 個質問について攻撃する．

ETQS では 1 回の検索に対して 1 つ加工した質問しか提出しないため，類似攻撃は対応できない.

HDGA は質問グループ間の関連性を配慮していないため，図 7.6 に示すようにダミー質問の個数を 7 個まで増やしても 96.2% で真の質問を見つかる.

質問曖昧化に対して類似攻撃 2 を行う時 1 つトピックグループ中のトピック間の距離の影響は図 7.7 に示す．LSA を用いて意味的に近いトピックをダミートピックとすることにより，6.1 節で議論したように質問者が意味的に近いが同じトピックに属しない質問を連続提出した影響を減らし，HDGA に比べてよりいい結果を得ることができたが，3 つのダミー質問に対して 66.8% で真の質問を見つかることは安全であると言えない.

質問曖昧化 2 では 1 つ質問グループの中の質問全部 1 つのトピックに属し，真の質問が意味的に近いときダミー質問も意味的に近いと考えられる．しかし，特許文章では曖昧性を生じないように同じものを指すときは同じ単語を用いるため，同じ質問が提出した質問が意味的に近いだけではなく同じ単語を用いる確率も高い．そのため，単語の重複率で質問間の類似度を計算する類似度攻撃は一般なウェブ検索に攻撃するときよりいい効果を得る．その結果は図 7.8 に示す.

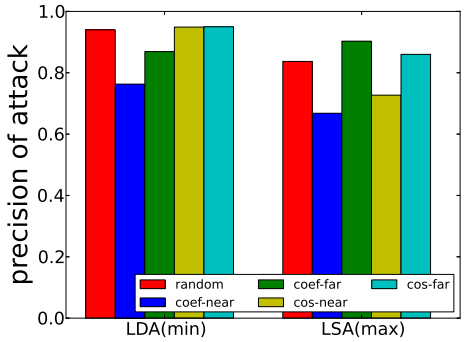


図 7.7. 質問曖昧化 vs. Simatt2

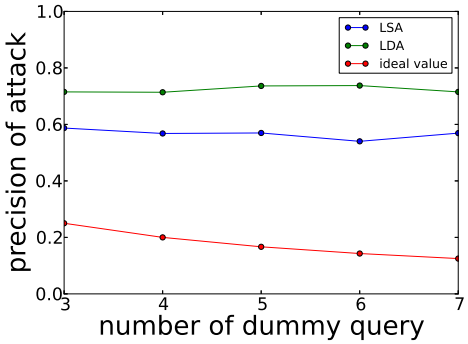


図 7.8. 質問曖昧化 2 vs. SimAtt2

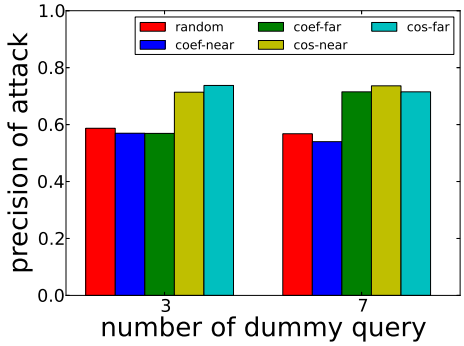


図 7.9. Simatt

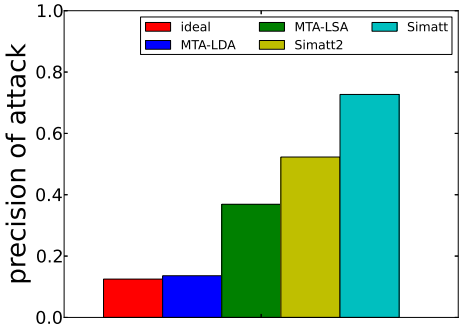


図 7.10. データベース分割

7.4　類似攻撃

類似攻撃の評価実験では類似攻撃 2 で用いた各質問者の質問からランダムに 3 つを選び，その質問者が攻撃者に知らせれている質問ログとし，その質問ログを用いて類似攻撃する．

実験結果は図 7.9 に表している．質問曖昧化では類似攻撃 2 に対して一番いい結果を得た意味分析手法 LSA と coef 距離が近いトピックグループを用いた．

評価実験で用いた質問では質問の 22% の単語が攻撃者に知らせれている質問ログに存在するため，単純な質問曖昧化手法で類似攻撃から質問意図を守ることができない．

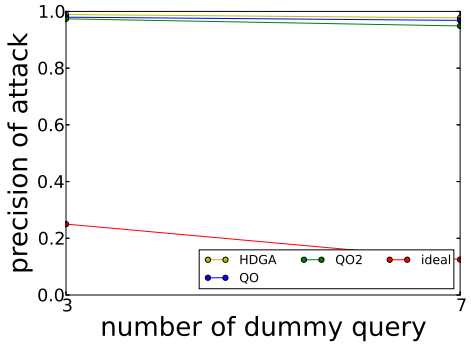


図 7.11. 質問者：LDA vs. 攻撃者：LSA

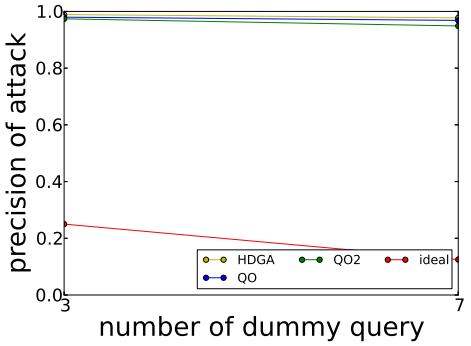


図 7.12. 質問者：LSA vs. 攻撃者：LDA

7.5 データベース分割

本論文では国際特許分類の一番上の階層の 8 個のセクションを用いて特許文章を 8 個の子データベースに分割し，評価する．評価実験結果は図 7.10 に表している．

全てのトピックに対して質問を提出することよりトピック間の差よる質問間の類似度の差と質問と質問が属するトピックの関連値の差が小さくなるが，トピック数が減らしたため，同じトピックに属するダミー質問が意味的に遠くなり，攻撃されやすくなる．

7.6 交差攻撃

今までの評価実験では既存研究と同様に攻撃者と質問者が同じ意味分析手法を用いた．しかし，LDA では 1 つのトピック集中している単語は LSA を用いても同じく 1 つのトピック集中すると限れない．本節では攻撃者が質問者と違う意味分析手法を用いてメイントピック攻撃を行う．

図 7.11，7.12 は交差攻撃の結果を表している．LDA モデルのトピックと LSA モデルのトピックは一対一に対応できないため，LDA モデルでは 1 つのトピックに集中している質問が LSA モデルの中でも 1 つのトピックに集中すると限れない．ダミートピックからランダムに生成したダミー質問は真の質問のように複数の意味分析に対応できる強さを持たないと考えられる．

第 8 章

おわりに

本論文では特許検索における曖昧化検索手法と攻撃手法を提案し，既存な曖昧化検索手法と一緒に実データを用いて手法の安全性を評価した．評価実験結果により，提出しようとしている質問のみからダミー質問を生成する手法は質問ログを持つ攻撃者から質問意図を保護することが困難であると考えられる．また，どのような意味分析手法においても同じような強さを持つダミー質問を生成することが今後の課題として挙げられる．

謝辞

参考文献

[1] M. Murugesan and C. Clifton, “Providing Privacy through Plausibly Deniable Search,” in Proceedings of the 2009 SIAM International Conference on Data Mining, Proceedings, pp.768–779, Society for Industrial and Applied Mathematics, April 2009.

[2] H. Pang, X. Ding, and X. Xiao, “Embellishing Text Search Queries to Protect User Privacy,” Proc. VLDB Endow., vol.3, no.1-2, pp.598–607, Sept. 2010.

[3] P. Wang and C.V. Ravishankar, “On masking topical intent in keyword search,” 2014 IEEE 30th International Conference on Data Engineering, pp.256–267, IEEE, 2014.

[4] A. Petit, T. Cerqueus, A. Boutet, S.B. Mokhtar, D. Coquil, L. Brunie, and H. Kosch, “SimAttack: private web search under fire,” Journal of Internet Services and Applications, vol.7, no.1, p.1, 2016.

[5] B. Michael and J. Tom, Jeller, “A Face Is Exposed for AOL Searcher No. 4417749 - New York Times,” 2006.

[6] R. Dingledine, N. Mathewson, and P. Syverson, “Tor: The second-generation onion router,” tech. rep., DTIC Document, 2004.

[7] F. Saint-Jean, A. Johnson, D. Boneh, and J. Feigenbaum, “Private web search,” Proceedings of the 2007 ACM workshop on Privacy in electronic society, pp.84–90, ACM, 2007.

[8] B. Chor, E. Kushilevitz, O. Goldreich, and M. Sudan, “Private information retrieval,” Journal of the ACM (JACM), vol.45, no.6, pp.965–981, 1998.

[9] E. Balsa, C. Troncoso, and C. Diaz, “OB-PWS: Obfuscation-Based Private Web Search,” 2012 IEEE Symposium on Security and Privacy, pp.491–505, May 2012.

[10] “特許・実用新案とは.” `https://www.jpo.go.jp/seido/s_tokkyo/chizai04.htm/`.

[11] A. Fujii, M. Iwayama, and N. Kando, “Overview of the Patent Retrieval Task at the NTCIR-6 Workshop.,” NTCIR, 2007.

[12] S. Deerwester, S.T. Dumais, G.W. Furnas, T.K. Landauer, and R. Harshman, “Indexing by Latent Semantic Analysis,” Journal of the American Society for Information Science, vol.41, no.6, Sept. 1990.

[13] F. Bodon, “A fast apriori implementation,” Proceedings of the IEEE ICDM workshop

on frequent itemset mining implementations (FIMI ' 03), 2010.

[14] J. Zobel and A. Moffat, "Inverted Files for Text Search Engines," ACM Comput. Surv., vol.38, no.2, July 2006.

[15] J. Bethencourt, D. Song, and B. Waters, "New constructions and practical applications for private stream searching," 2006 IEEE Symposium on Security and Privacy (S&P'06), pp.6–pp, IEEE, 2006.

[16] M.J. Freedman, Y. Ishai, B. Pinkas, and O. Reingold, "Keyword search and oblivious pseudorandom functions," Theory of Cryptography Conference, pp.303–324, Springer, 2005.

[17] D. Boneh, G. Di Crescenzo, R. Ostrovsky, and G. Persiano, "Public key encryption with keyword search," International Conference on the Theory and Applications of Cryptographic Techniques, pp.506–522, Springer, 2004.

[18] D.X. Song, D. Wagner, and A. Perrig, "Practical techniques for searches on encrypted data," Security and Privacy, 2000. S&P 2000. Proceedings. 2000 IEEE Symposium on, pp.44–55, IEEE, 2000.

[19] B. Shapira, Y. Elovici, A. Meshiach, and T. Kuflik, "PRAW—A PRivAcy model for the Web," Journal of the American Society for Information Science and Technology, vol.56, no.2, pp.159–172, Jan. 2005.

[20] Josep Domingo - Ferrer, Agusti Solanas, and Jordi Castell - Roca, "h(k) - private information retrieval from privacy - uncooperative queryable databases," Online Information Review, vol.33, no.4, pp.720–744, Aug. 2009.

[21] D.M. Blei, A.Y. Ng, and M.I. Jordan, "Latent dirichlet allocation," Journal of machine Learning research, vol.3, no.Jan, pp.993–1022, 2003.

[22] D.G. Thaler and C.V. Ravishankar, "Using name-based mappings to increase hit rates," IEEE/ACM Transactions on Networking (TON), vol.6, no.1, pp.1–14, 1998.