

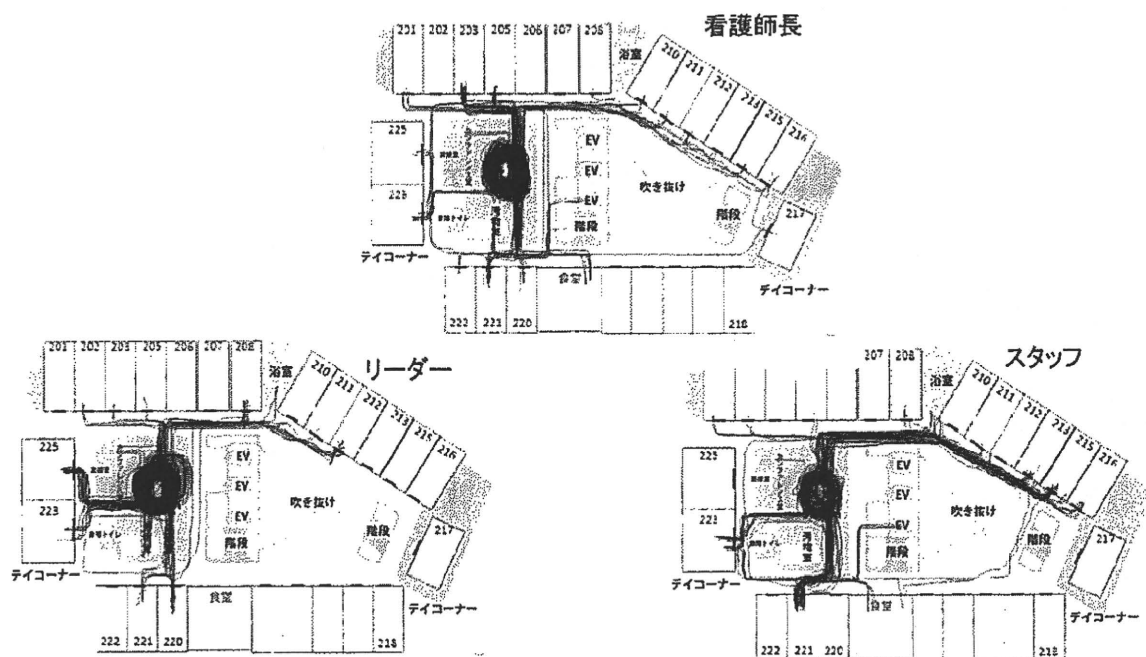
今後の展開

- 看護業務全体像の可視化
 - モデラー養成
 - 主たる看護業務に関するモデリング
- 薬剤業務(内服外用注射薬、麻薬)

新たな業務分析手法の提案

- 業務中断
 - 業務動線(ケアサプライ)
 - 段取り
- } 数理的解釈

ケアサプライ(チェーン)

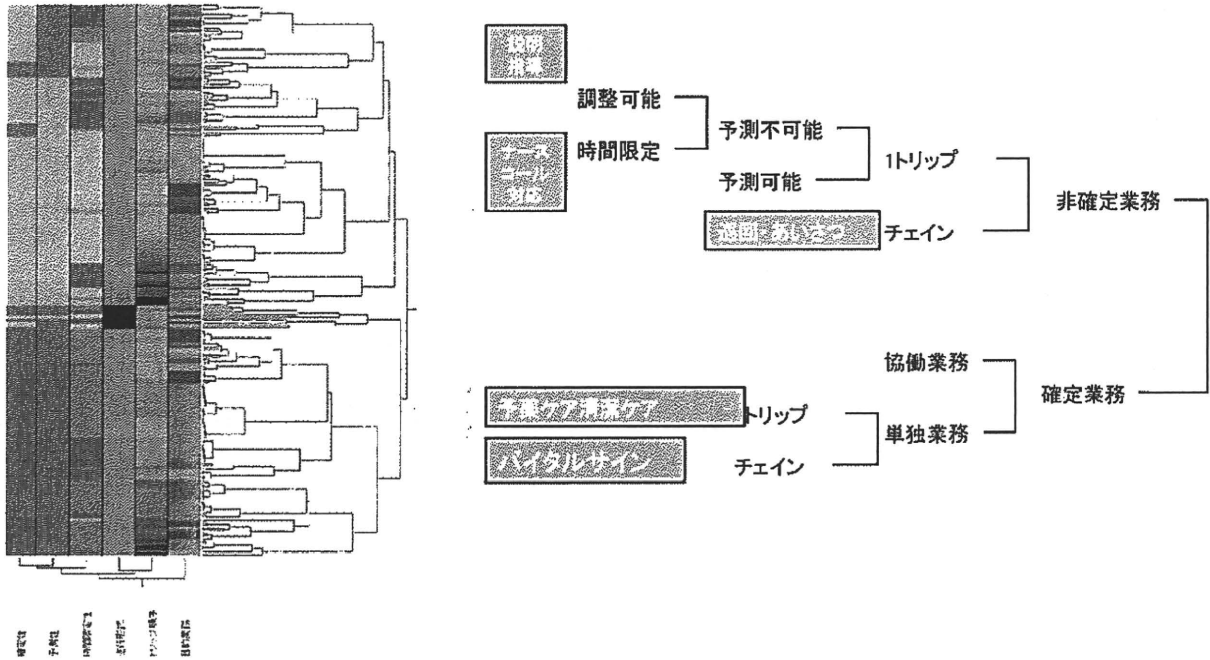


11

トリップ数	師長	リーダー	スタッフ	合計
1	24	25	16	65
2	4	4	7	15
3	1	2	3	6
4		1	2	3
5		2	2	4
6			1	0
7			1	1
8		1		1
9	3			1
10以上			1	4
合計	32	35	33	100

階層クラスタリング

- 階層クラスタリング(群平均法)
- 212例のケアサプライについてクラスタリング
- サプライ目的, 業務特性(確定性, 予測性, 時間限定性, 遂行形式), トリップ形式)



今後の展開

- 「記述」から「次の手が打てる」解析

医療事故情報の標準化に関する検討 (国際的視点からの検討) — ICPS 患者安全国際分類 —

種田憲一郎
国立保健医療科学院

ICPS策定メンバーの構成

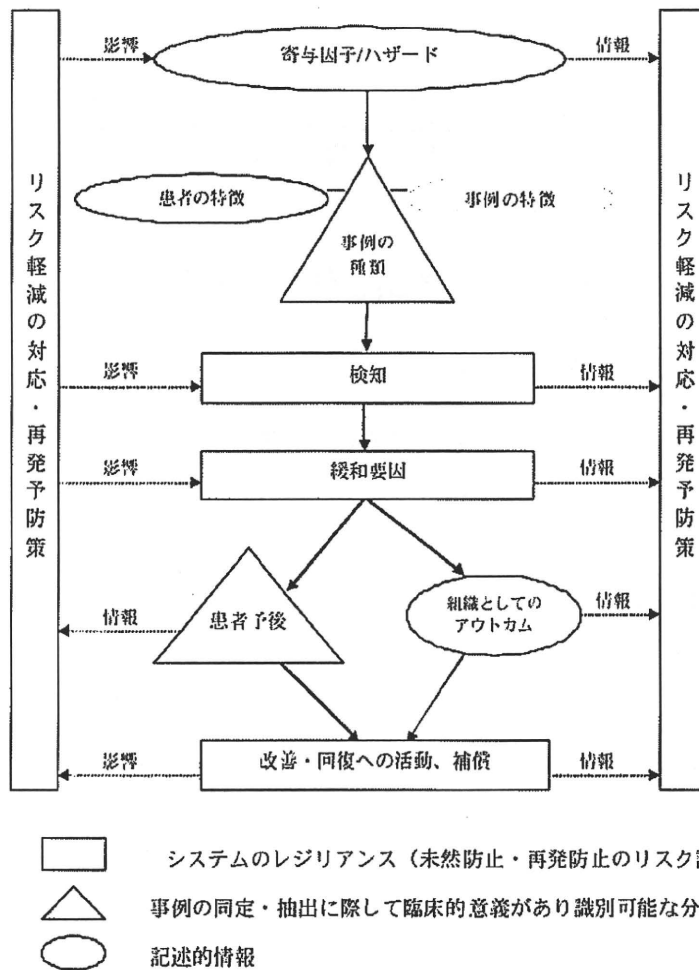
- 患者安全の専門家のみならず、分類理論、健康情報工学、患者擁護・支援、法律および医学の専門家などで構成された。

策定に際しての原則

- 分類の目的と潜在的利用者と利用を明確に表現すること
- 分類は用語やラベルではなく概念に基づくこと
- 概念の定義に用いる言語は文化的・言語学的に適切であること
- 概念は意味のある、便利なカテゴリーにまとめること
- そのカテゴリーは発展途上国、移行国および先進国のあらゆる医療現場に適用可能であること
- 分類はWHO国際分類ファミリーと相互補完的であること
- 既存の患者安全性分類を国際分類の概念的枠組みの基礎として利用すること
- 概念的枠組みは患者安全性の主要問題の国際認識と真に一致すること

策定の過程

- 3年以上かけてICPSの概念的枠組みを検討
- ICPSの概念的枠組みの妥当性はインターネットによる修正デルファイ方式調査で2回に分けて評価され、さらに安全、システムエンジニアリング、健康指針、医学および法学を代表する技術専門家による綿密な分析が行われた
- 文化的・言語学的適切性は、フランス語、スペイン語、日本語および韓国語のネイティブスピーカーである技術専門家によって評価された
- 専門家によって妥当性評価と文化的・言語学的評価が実施され、ICPSの概念的枠組みはその目的に合っており、意義のある、使いやすい、また患者安全のデータや情報を分類に適切であると判断した



ICPSの概念的枠組み

- ① Incident Type
 - 事例の種類
 - * 本邦では「インシデント」をアクシデントと区別し、「ヒヤリハット事例」とほぼ同義で、限定的な意味で用いられることがある。
- ② Patient Outcomes
 - 患者のアウトカム・予後
- ③ Patient Characteristics
 - 患者の特徴
- ④ Incident Characteristics
 - 事例の特徴

ICPSの概念的枠組み(続き)

- ⑤ Contributing Factors/Hazards
 - 寄与因子/ハザード
- ⑥ Organizational Outcomes
 - 組織としてのアウトカム
- ⑦ Detection
 - 検知
- ⑧ Mitigating Factors
 - 緩和要因

ICPSの概念的枠組み(続き)

- ⑨ Ameliorating Actions
 - 改善・回復への活動・対策、補償
- ⑩ Actions Taken to Reduce Risk
 - リスク軽減の対応・再発予防策
- System Resilience
 - システムのレジリエンス(リスク抵抗性・回復力)
- Influences
 - 影響
- Informs
 - 情報提供

訳の課題 ①

- 想定される立場・場面による違い
 - 医療機関・医療者
 - 訴訟・法律家
 - 行政機関
 - 患者・家族・一般
 - 研究者
 - 他？

訳の課題 ②

- 逆翻訳の必要性
- 医療の専門家以外の関与の必要性
 - 言語学、異文化コミュニケーションなど

どの用語から？

- Patient safety
- Error
- Incident
- Accident
- adverse event
- Harm
- Causality
- Risk
- Hazard
- Resilience
- 医療安全、患者安全
- 過誤、医療過誤
- インシデント
- アクシデント
- ヒヤリハット
- 過失、予見、回避
- 因果関係

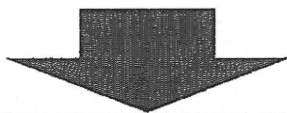
単語の共起情報を用いた情報 フィルタリングとその応用

名古屋工業大学大学院
工学研究科 産業戦略工学専攻/情報工学科
准教授 伊藤孝行

ito.takayuki@nitech.ac.jp

研究背景と目的

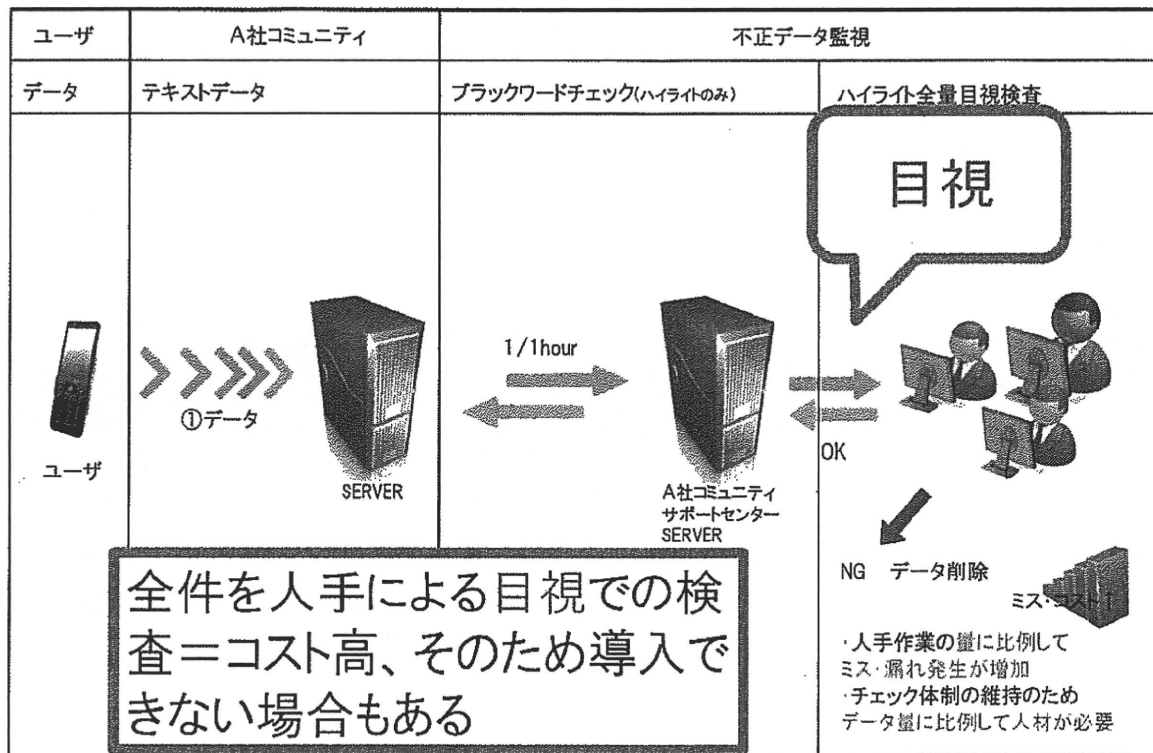
- インターネットのSNSや掲示板等のユーザーが書き込めるサイトが増えている
 - ユーザーが自由に記述できるため、有害な文章が書き込まれる事がある
 - 2006年に総務省が携帯キャリアに有害サイトのフィルタリングを要求している
- 未成年に有害な文書は多くのサイトで対処されていない
 - 現行は、サイトによっては目視によって処理されるが、処理するコストが高い



自動的に有害文書をフィルタリングする必要性

伊藤孝行 ito.takayuki@nitech.ac.jp

現状の不正データ監視の一般例



データ量に比例してミスやコストが永久に増え続ける

関連研究

- 単語ベースのベイジアンフィルタリング
 - スпамフィルタリングで使用される
 - スпамによく使われている単語が多いメールはスパム
 - 一般的な単語が多い場合、スパムではないと判定される
- サポートベクターマシン(SVM)
 - 教師あり学習を用いた手法
 - 未学習のデータに対する精度が高い
 - 使用する関数等で大きく精度が変わる

提案手法

- 単語の共起を利用して、文章の文脈を統計的に処理
- 以下の3つのフィルタリングステップで構成

1. ブラックワードフィルタリング

- ブラックワードが含まれていれば有害文書

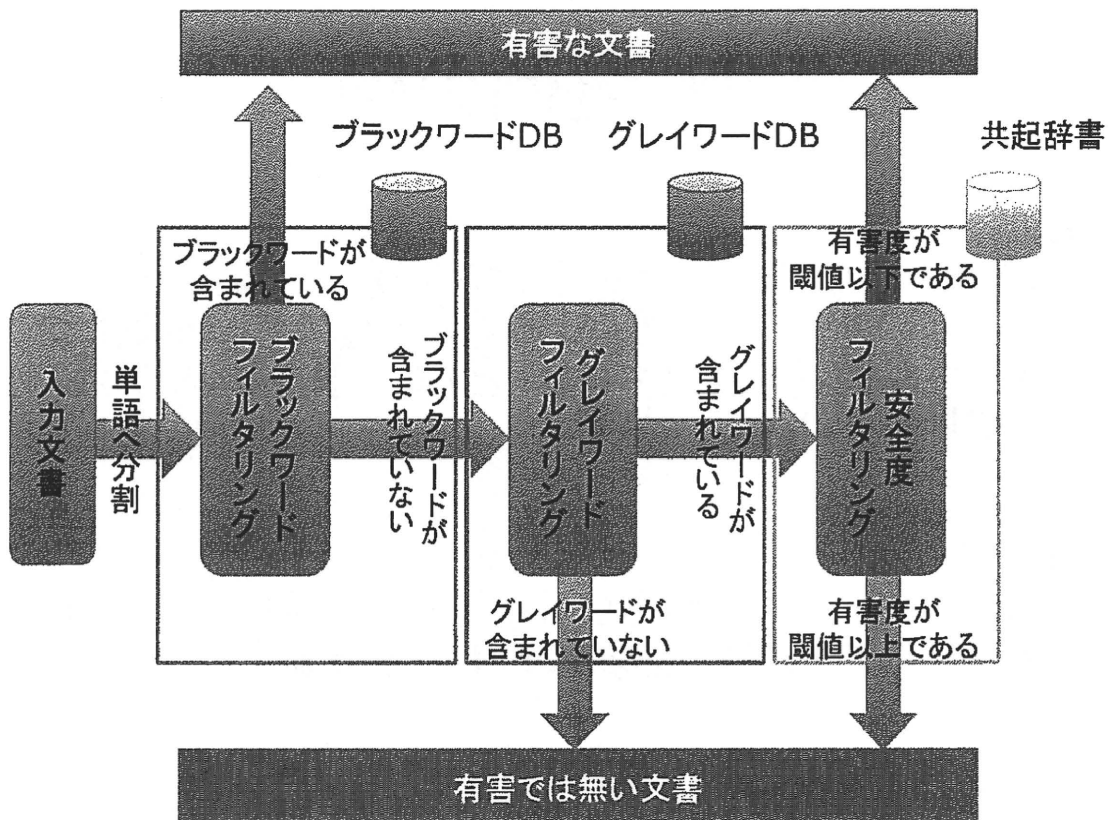
2. グレイワードフィルタリング

- グレイワード(有害であるとも無害であるともいえない単語)が含まれていなければ有害で無い文書

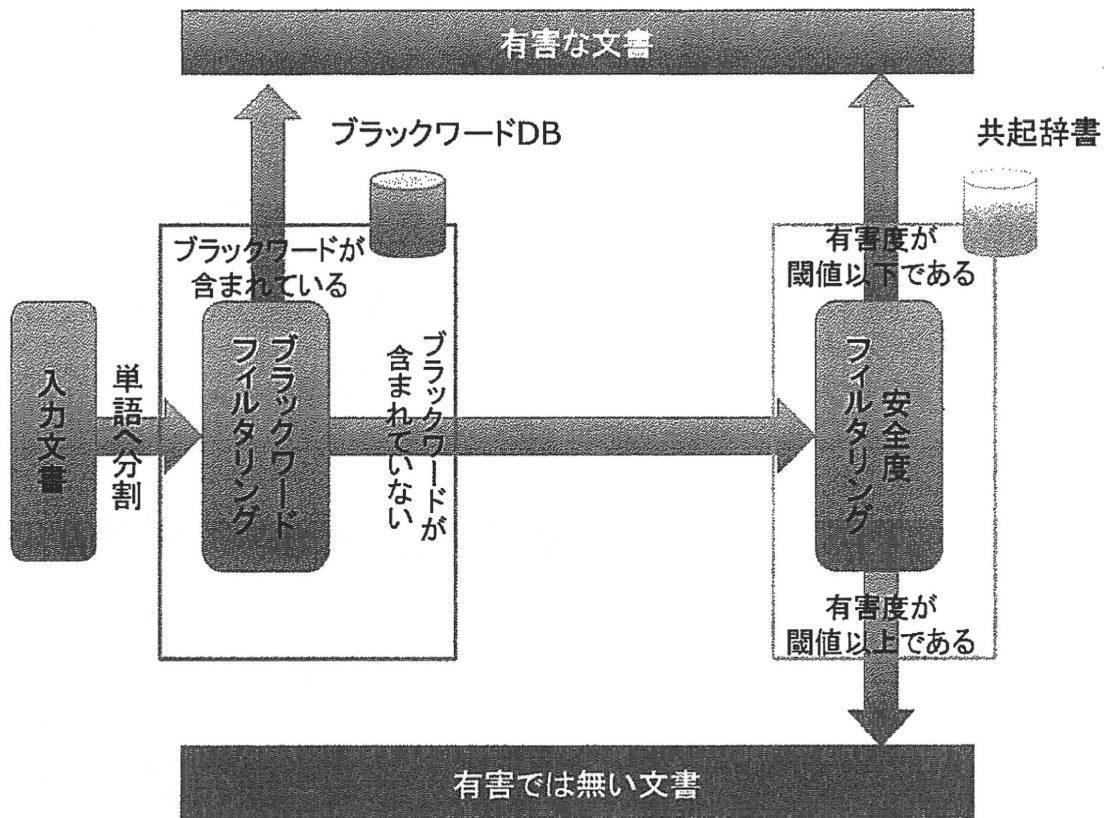
3. 安全度フィルタリング

- 共起辞書を用いたフィルタリング

伊藤孝行 ito.takayuki@nitech.ac.jp



伊藤孝行 ito.takayuki@nitech.ac.jp



伊藤孝行 ito.takayuki@nitech.ac.jp

正例・負例の例

正例:

>>557 19800円は確かに高いな。俺はそれほどではないが少し定価より高く買ったけど 即納だったからすぐ使えて良かったけどな。買った人が満足してりゃいいんじゃないね？

負例:

小学生の頃って人が多いんだね・・・ 私は中学生のときに兄が持ってた変な本で (以下省略)

3単語間共起辞書の構築

- 正例と負例から共起関係を抽出
 - 正例 有害でない例
 - 負例 有害な例
- 3単語間共起とは？
 - 例:「スピードスケートの世界選手権で優勝した」の3単語間共起
 - [スピード, スケート, 世界選手権],[スピード, スケート, 優勝], [スケート, 世界選手権, 優勝],
- 上記の1件のみを正例として作成した共起辞書

単語1	単語2	単語3	正例での出現回数	負例での出現回数
スピード	スケート	世界選手権	1	0
スピード	スケート	優勝	1	0
スケート	世界選手権	優勝	1	0
			⋮	⋮

安全度の計算(和方式)

- 安全度Safe(sentence)を求める式

$$Safe(sentence) = AVERAGE_{(g,w_1,w_2) \in sentence} \left\{ \frac{P(g,w_1,w_2)}{P(g,w_1,w_2) + N(g,w_1,w_2)} \right\}$$

$(g,w_1,w_2) \in sentence$: sentence内に含まれるグレイワードと他の単語(w_1,w_2)の組み合わせ

$P(g,w_1,w_2)$: (g,w_1,w_2) が正例で出現した回数

$N(g,w_1,w_2)$: (g,w_1,w_2) が負例で出現した回数

安全度計算の例

- 例

– 入力文:「スピードスケートの世界選手権で優勝した」

単語1	単語2	単語3	正例での出現回数	負例での出現回数
スピード	スケート	世界選手権	20	5
スピード	スケート	優勝	40	10

共起データベース内の対応する共起関係すべてとマッチングを行う

- 安全度 = $(20/25 + 40/50) / 2 = 0.8$

伊藤孝行 ito.takayuki@nitech.ac.jp

予備実験

- 正例1万件, 負例1万件から学習

– 単語毎の統計フィルタ, SVM, 共起フィルタリングを比較

- 単語毎の統計フィルタ, 共起フィルタリングは自作
- SVMはLIBSVMを使用. 素性は単語のID, 重みは単語の出現回数, カーネル関数などはデフォルト設定 (チューニングなし)

要素の説明	要素数
正例の総数/負例の総数	10,000(1万)/10,000(1万)
単語総数	39,797(約4万)
共起総数	296,944,688(約3億)

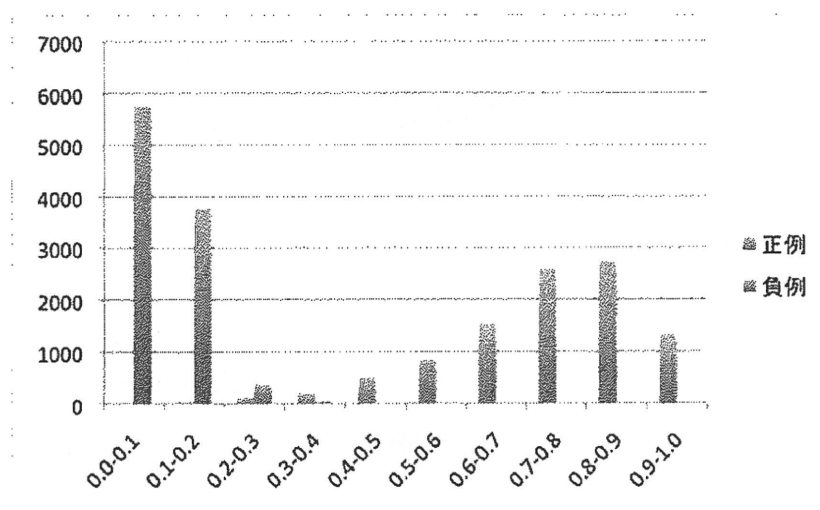
伊藤孝行 ito.takayuki@nitech.ac.jp

予備比較実験

- SVM(単語IDが素性,libsvmを利用)
 - 53% (10643/20002)
- 単語ごとの出現回数に基づく方法
 - 正例:75%(7549/10001)
 - 負例:99%(9950/10001)
 - 合計:87%(17499/20002)
- 共起
 - 正例:98%(9857/10001)
 - 負例:99%(9999/10001)
 - 合計:99%(19856/20002)

伊藤孝行 ito.takayuki@nitech.ac.jp

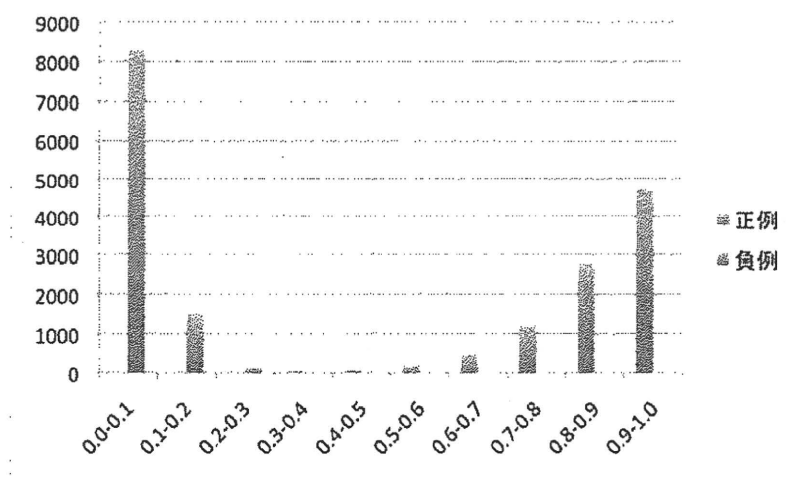
共起フィルタリング結果(2共起)



- 閾値を0.5にした場合の判定率
 - 正例:90%
 - 負例:99%

伊藤孝行 ito.takayuki@nitech.ac.jp

共起フィルタリング結果(3共起)



- 閾値を0.5にした場合の判定率

- 正例: 98%

- 負例: 99%

伊藤孝行 ito.takayuki@nitech.ac.jp

安全度(積方式)

共起 $cooccur$ が正例に出現する確率 $P_{cooccur}$ を計算

$$P_{cooccur} = \frac{(N_p(cooccur)+1)/N_p}{(N_p(cooccur)+1)/N_p + (N_n(cooccur)+1)/N_n}$$

$N_p(cooccur)$: 共起 $cooccur$ が正例に出現した回数
 $N_n(cooccur)$: 共起 $cooccur$ が負例に出現した回数
 N_p : 正例の総数
 N_n : 負例の総数

文書 D の安全度 $Safe(D)$ を計算

$$Safe(D) = \frac{\prod_{cooccur \in D} P_{cooccur}}{\prod_{cooccur \in D} P_{cooccur} + \prod_{cooccur \in D} (1 - P_{cooccur})}$$

$cooccur \in D$: 文書 D に含まれる共起の集合

安全度フィルタリング例(2単語共起)

- “本日は晴天なり”の場合

– 2単語共起辞書から対応する共起を取得

単語	単語	正例での出現回数	負例での出現回数
本日	晴天	10	2
晴天	なり	5	5

– 取得した共起から安全度を計算

- 正例, 負例を100件ずつとする

$$Safe = \frac{0.84 * 0.5}{0.84 * 0.5 + 0.16 * 0.5} = 0.84$$

実験設定

- ベイジアンフィルタリング(単語毎), SVM, 提案手法2手法(2単語共起, 3単語共起)の比較

– 学習データ: 正例10万件

負例10万件

– テストデータ: 無害なデータ6,559件,

有害なデータ6,673件,

ブラックワードを除き10単語以上

– ベイジアンフィルタリング, 提案手法は閾値を0.5に設定

– SVMはlibsvmを利用し, 素性に単語ID, 重みに出現回数を利用

実験結果

		有害判定	無害判定	判定不能	再現率	適合率	F値
ページアン フィルタリ ング	無害文書	3134	3425	0	52.21%	98.93%	0.6835
	有害文書	6636	37	0	99.44%	67.92%	0.8071
SVM	無害文書	1208	5351	0	81.58%	53.13%	0.6435
	有害文書	1954	4719	0	29.28%	61.79%	0.3973
2単語共起	無害文書	3037	3515	7	53.64%	98.12%	0.6937
	有害文書	6604	67	2	98.99%	68.49%	0.8097
3単語共起	無害文書	2907	3645	7	55.57%	96.99%	0.7066
	有害文書	6558	113	2	98.27%	69.28%	0.8127

結果(2共起)

