

センサーデータを用いた信憑性評価を対象とした センサー選択及び学習方式

本多 賢[†] 吉田 尚史[‡]

[†] 駒澤大学大学院グローバル・メディア研究科 〒154-0012 東京都世田谷区駒沢 1-23-1

[‡] 駒澤大学グローバル・メディア・スタディーズ学部 〒154-0012 東京都世田谷区駒沢 1-23-1

E-mail: [†] 3717201k@komazawa-u.ac.jp, [‡] naofumi@komazawa-u.ac.jp

あらまし 本論文では、センサーデータを用いた信憑性評価を対象としたセンサーの選択及び学習方式を示す。情報の信憑性を評価する際、一次情報との比較に加え、センサーデータによる裏付けを取ることで、情報の客観性を導き出す方法が有効である。しかしセンサーデータを利用する際に、間違っただセンサーの選択や必要な時にセンサーが参照されないということがあった場合、信憑性計測システムそのものの真偽が不確かということになる。そこで本方式では、自動的に複数のセンサーから適切なものを選択し、その結果をフィードバックすることで学習・精度の向上を行う方式を示す。また、実験により本方式の有用性、実現可能性、信憑性評価技術への応用方法を示す。

キーワード 情報の信憑性、センサーデータ、オープンデータ、センサー選択、データ統合、WWW

1. はじめに

情報技術の発展に伴い、World Wide Web (WWW)上には多様な情報が溢れている。その中には真偽が不確かな質の低い情報も少なくない。このような現状では時に、情報の信憑性を評価し、データの品質を担保することが課題となる。特に真偽が不確かな情報が拡散されやすい状態として、人々の集合的興奮が高まっているという特徴があり、このような状況において人々は正常な判断を下せないということがわかっている[8]。そのため、情報の信憑性を計測し、情報収集を技術的に支援する方法として、*An Implementation Method of Credibility Calculation System for Emergency such as Natural Disasters* [4]を示した。この方式では信憑性計測のターゲットとなる情報を、複数の信頼性の高い情報源(一次情報)との比較や、センサーデータを統合することによって、これらの一次情報にどれだけ多く支持されているかを明らかにし、客観性を導き出すことで信憑性を定量的に計測した。なお本論文では信憑性評価の手法に含まれる、信憑性を定量的に導き出す技術を指して「信憑性計測」と呼ぶ。

信憑性の計測を客観性という観点から行う際、一次情報との比較だけでなくセンサーデータという人の手が入らない極めて客観性の高いデータによって裏付けを取ることが有効である。しかし、センサーデータを利用して信憑性計測を行う際に、間違っただセンサーが選択される、もしくは必要な時にセンサーが選択されないというエラーがあった場合、信憑性計測システム

そのものの真偽が不確かということになる。従来のセンサー選択方法は言語処理におけるパターンマッチングが採用されていたが、この方法のみだと膨大な辞書が必要になり、辞書にない単語が含まれた場合や表記揺れの問題により、センサー選択がうまくいかないということが起こりやすい。

本方式の目的は、センサーデータを用いた信憑性評価を対象として、新たなセンサーの選択及び学習方式を提案し、複数存在するセンサーの中から適切なセンサーを自動的に選択しデータの参照を行う方法を確立することである。

新規性は以下の二つである。入力されたターゲット情報(text)に応じて、自然言語処理や機械学習といった複数の手法をハイブリッドに統合した判別器(d)により、センサー(s)に対して重み付けを行い、最適なセンサーを選択する点。選択結果を判別器にフィードバックすることで、センサー選択の最適解を学習し判別器自体の精度を向上する点である(図1)。

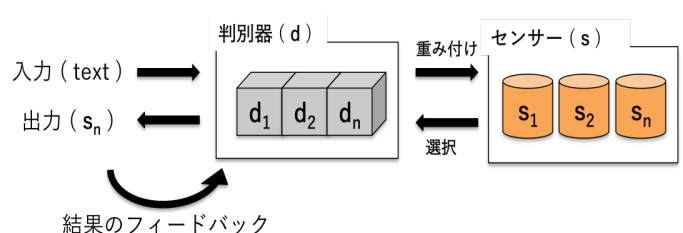


図1. 概要

1.2. 関連研究

信憑性、信頼性に関する研究は幅広い分野で行われており特に社会学や心理学などの分野では古くから議論されている[1],[6],[8],[9],[13]. また、近年は WWW 上の情報の質を技術的に評価しようとする試みもある[2],[3],[4],[5][10]. 技術的に情報やデータの質を評価し、担保するための手法は多数提案されている.

センサーデータの統合に関する研究では、例えば[12]はセンサーデータを用いたタウンマネジメントのための気象予測手法において、一つのプラットフォーム内にあるデータベースにセンサーデータとオープンデータをそれぞれ集約、処理し活用している.[14]は動物園のセンサーデータを統合した飼育管理システムを構築している. この方法ではシステムのデータベースとは別に、センサーデータを格納したデータベースを構築し、システムと紐づけている. システムとセンサーのデータベースの結びつきを強くしないことで、センサー数が増えることや他のアプリケーションからのセンサーの利用を可能にしている.

しかし、WWW 上にある複数のオープンな異種センサーデータの活用に関して、その統合方法や統合した後のセンサー選択方法に関する技術は確立されていない. そこで本稿では、WWW 上にあるオープンデータとして公開されている異種のセンサーデータの統合と、複数のセンサーデータが統合されたメタセンサーの利用の際に、状況に合った適切なセンサーを選択するための方式とその信憑性評価技術への応用方法も示す.

1.3. 流言の技術的分類

本稿では、本方式の信憑性評価技術への応用方法を示す. そのため不確かなまま拡散される情報(流言)にどのような種類のものがあるのかを分類しておく. 流言は様々な分類を行うことができるが、本節では多岐にわたる流言に対して、技術的にどのような手段で信憑性評価を行うのが有効かという観点から流言を分類する(表 1).

表 1 の 1 の言語処理型の実例として「信用金庫が危ない」、「岩手県が個人からの支援物資を受け付けている」、「被災地で外国人による略奪行為」、「人肉使用のアジア料理店が閉店」などといった流言がある. これらは事実とは異なる情報で、[4]の方式で行った一次情報との比較によって真偽を判定することが可能である.

次に 2 の画像処理型は「動物園からライオンが脱走」、「イスラム教徒がパリで起きた銃撃戦を喜んでいる」などの流言で、いずれも画像付きで拡散されたものである. ライオンの流言に関しては、画像に写り込んだ景色を見ると日本語圏ではないことがわかるため画像処理が有効である.

表 1. 流言の技術的分類

分類	流言のタイプ
1, 言語処理型	言語処理などにより一次情報と比較することが有効なタイプ
2, 画像処理型	情報に偽の画像などが付け加えられているため、画像の真偽を確かめる必要があり、画像処理が有効なタイプ
3, センサー参照型	気象、災害、自然環境に関する情報や、観測可能な実世界のイベントであるため、言語処理に加えセンサーデータの参照が有効であるタイプ
4, 不可能型	個人の意見や主張、もしくは未来を予知するような内容であるために、信憑性の評価が不可能なタイプ

3 のセンサー参照型は、「毒ガスが発生した」、「危険物が雨に付着」、「原発で火災発生」、「イオンモールで火災」、「神奈川で地鳴りが発生」といった観測可能な事象に関する流言であり、センサーから観測データさえ取れば真偽を判定することができる、センサーデータの参照が有効なタイプである.

最後に 4 の不可能型というのは信憑性の評価自体が不可能なものであり、「地震雲発生、地震に注意」、「3 時間後に巨大地震が発生する」、「デモ活動に連れていかれた孫が死亡した」、「倒れたサーバーの下敷きになっている」などが挙げられる. これらは全て事実とは異なる流言であるが、未来を予知する内容や、主観的・個人的な意見や状況に関する流言であるため信憑性の評価が不可能であるといえる.

このように流言に対して有効な技術は、流言がどのようなタイプなのかによって変わる. これまでの研究[3],[4]では、言語処理にセンサーを統合する方法を用いて 1 の言語処理型、3 のセンサー参照型の情報の信憑性評価を行った. 本方式ではこのうち、3 のセンサー参照型流言に対して行う、センサーデータを用いた信憑性評価を対象としたセンサーの選択方式である.

2. センサー選択及び学習方式

本方式では、入力された信憑性計測のターゲット情報(テキスト形式)に含まれる要素(キーワード)に応じて、複数あるセンサーの中から適切なものを自動的に選択する. 例えば、ターゲット情報に「地震」が含まれれば強震センサーを選択・参照し、「豪雨」が含まれれば気象センサーを選択・参照する.

なお本方式はセンサーデータを用いた信憑性評価における「センサーの選択及び学習」に関する方式で

あるため、信憑性の計測やセンサーが観測した値の取得は行わない。信憑性評価技術への応用方法を示しているが、最終的に出力されるのは選択されたセンサーの ID のみとなる。図 2 に本方式の全体像を示す。

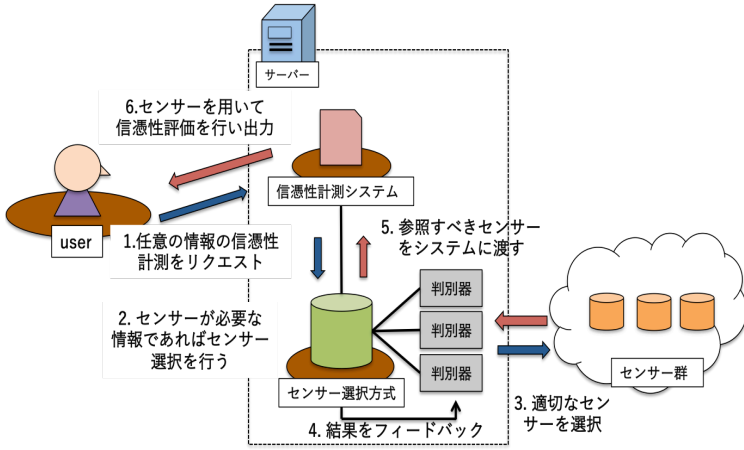


図 2. センサー選択及び学習法式 概要

本稿で示すセンサー選択及び学習方式は、図 2 の 3, 4, 5 にあたる部分である。信憑性計測システムが、入力されたターゲット情報の信憑性を計測する際に、センサーが必要だった場合に呼び出される。複数の判別器から成り、それらが複数のセンサーの中から適切なものを選び出し、信憑性計測システムに返すというものである。

2.2. 実行プロセス

次に本方式が実行されるプロセスを各ステップに沿って解説する。図 2.2 に本方式の実行プロセスを示す。

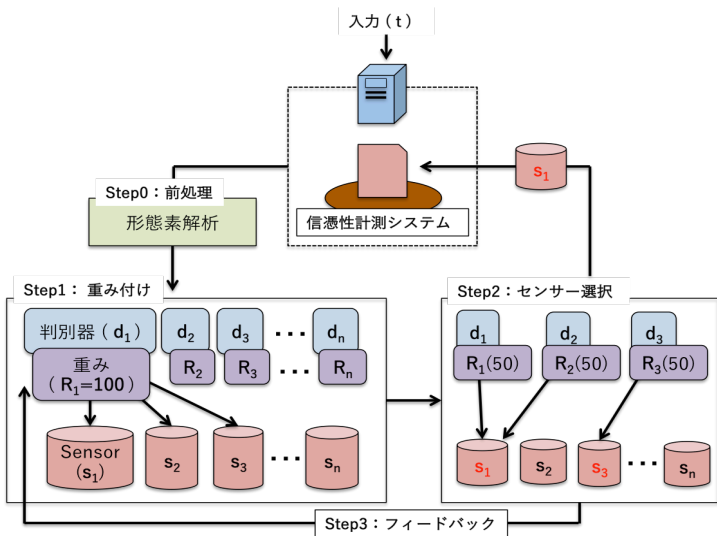


図 2.2. 選択及び学習の実行プロセス

Step0. 前処理：入力された情報 (t) に対して前処理を行う。信憑性計測システムから渡されたテキスト形式のターゲット情報の文脈判断を行う。伝聞・推定形の情報だった場合はそもそも信憑性の計測自体行わないため、これを除外する。次に形態素解析を行い、ターゲット情報から名詞だけを抜き出しておく。

Step1. 重み付け：入力された情報 (t) はシステムにハイブリッドに統合された複数の判別器 (d_n , discriminator) に渡されキーワード(センサー選択の基準となる要素(e.g. 「地震」, 「豪雨」))に応じて、それぞれの判別器が独自に、センサー (S_n , sensor) に対して重みを付与する。判別器が初めて持っている重み (R_n , Reliability) の値は決まっておき(例えば 100), これを複数のセンサーに対して分配していく。最終的に判別器は自分が重みを振った中で最も重みのあるセンサーを選択する。この時振り分けられた数値によってはセンサーを複数選択する、もしくは選択しないということもあり得る。複数選択した場合は判別器が複数のセンサーを参照する必要があると判断したことになり、選択しないということは、判別器がセンサーの参照はする必要がないと判断したことになる。

Step2. 投票： n 個ある判別器それぞれがキーワードに応じてセンサーを選択する。その後、多数決の投票(判別器が与えた重みの合計から出力するセンサーを絞り込む)を行い、最も重みのあるセンサーに絞り、選択されたセンサーの ID を出力する。図 2.2 では判別器 (d_1) はセンサー (s_1) にたいして重み (R_1) を 50 割り振っており、 d_1 が重み付けした中ではそれが最も重みのあるセンサーであったことを示している。

Step3. フィードバック：最後に、出力された結果をそれぞれの判別器に対してフィードバックする。多数決の投票により選ばれたセンサーと別のセンサーを選択した判別器、つまり、選択を誤った判別器は、自分が付与した重み (R_n) の値分、初めて持っている重み (R_n) を減らされる。変化した重みの値は保持され、次のセンサー選択の際に付与できる重みが少なくなる。すでに重みの初期値を減らされている判別器に関しては正しいセンサーを選択することで、その時に付与した重みの分だけ初期値に加算され、次回付与できる重みが増える。

複数の判別器による多数決投票により選択結果に客観性を持たせることができる。さらに、その結果を判別器自身にフィードバックすることで結果を学習し、次の選択に影響するという仕組みである。これは現実世界における信頼性の増減の仕組みをシミュレートした方式となっている[8][13]。判断を誤った判別器は信頼性が低くなり、正しい判断を繰り返すことで信頼を回復することもできる。

2.3. 重み付けと学習

本節では前節で解説した重み付けと多数決によるセンサーの選択と、その結果の学習方式について詳細を述べる。まずは重み付けの仕組みについて説明する。

表 2.1 は判別器 (d_n) とその重み (R_n)、センサー (s_n) をマトリクス形式で表示したものである。

表 2.1. 判別器(重み)とセンサーの行列

	d_1 ($R_1=100$)	d_2 ($R_2=100$)	d_3 ($R_3=100$)
s_1	50	50	25
s_2	25	30	25
s_3	25	20	50
s_n	0	0	0

判別器 1 (d_1) は重み (R_1) を初期値 100 の状態で持っている。セルに入る数値は判別器が割り振った重みの数値を表している。例えば d_1 が割り振った重みは s_1 に対して 50, s_2 に 25, s_3 に 25 となっており, d_1 が最終的に選択したセンサーが s_1 であったことがわかる。同様に d_2 , d_3 もセンサーに対して自分の持つ重み (R_n) を割り振っており, その中で最も大きい数値を持つセンサー ($d_2=s_1$, $d_3=s_3$) を選択する。この時もし, 二つのセンサーに同じ値を割り振った場合その判別器はセンサーを二つ選択する。さらに「センサー参照なし」という項目が用意されており, ここにも重みを割り振れるようになっているためこの重みが大きくなった場合にはセンサーの選択はせず, センサーは必要ないという結果を返すことになる。

次に, それぞれの判別器が選択したセンサーを多数決投票により絞り込み最終的に出力するセンサーを決定する。表 2.2 は表 2.1 の表にトータルの重みを追加したものである。

表 2.2. 多数決による投票

	d_1 ($R_1=100$)	d_2 ($R_2=100$)	d_3 ($R_3=100$)	Total Weight
s_1	50	50	25	100
s_2	25	30	25	-
s_3	25	20	50	50
s_n	0	0	0	-

この表では, s_1 と s_3 のセンサーに判別器が付与した重みのトータルが追加されている。 d_1 は s_1 , d_2 も s_1 , そして d_3 が s_3 を選択しているため, それ以外のセンサーは最後の投票からは外れる。それぞれの判別器が割り振った重みのトータルがセンサーの最終的な重みとなるため, この例では s_1 の重みが 100 と最も大きいので, s_1 が出力となる。

最後に, 結果のフィードバックについて解説する。上述したように, 今回の例では出力が s_1 となっているため, d_3 の判別器が判断を誤ったことになる。この結

果は判別器にフィードバックされ, 信頼性を下げることになる。 d_3 の重みの初期値は 100 であった ($R_3=100$) が, 今回そのうち半分の 50 を s_3 に割り振っているため, この値が初期値から減算される。つまり, 次にセンサーの選択を行う際には, d_3 の持つ重みの初期値は 50 から ($R_3=50$) ということになる。ただし, その状態で正しいセンサー (最終的な出力として選ばれたセンサー) に重みを割り振った場合には, その値分初期値が回復する。例えば, d_3 が s_1 に 25 の重みを割り振ってそのセンサーが正解だった場合, 次回の d_3 の持つ重みの初期値は 75 となる。

このように本方式では, それぞれの判別器自身が重みを持っており, それをセンサーに割り振るという形で重み付けを行なっている。また, その結果のフィードバックでは, 自分が割り振った分の重みに応じて自分自身の持つ重みが増減する。判別器の持つ重みはその判別器自身の信頼性 (Reliability) と直結しているということになる。この重みの値は学習 (保持) され, 次回以降の選択に影響を及ぼす仕組みになっている。また, 客観性が損なわれるのを防ぐため, 判別器の持つ重みには下限と上限を設けている。判別器の持つ重みが 0 以下になり, 重み付けを行えなくなることで信頼回復が不能になることを避けるために下限は 1 とし, 特定の判別器だけが権威を持つことを防ぐために上限は 100 に設定している。

3. 実験

本方式の有用性・実現可能性を示す目的で実験を行う。具体的には, 構築したプロトタイプシステムを用いてキーワードに応じてセンサー選択を正確に行い, フィードバック結果から学習を行えるかどうかを検証する。また, 構築したシステムの精度を評価するための実験も行う。

本稿で示しているセンサー選択及び学習方式が信頼性評価技術や, センサーデータの統合と選択において有効かどうかを考察する。

3.2. 実験環境

実験用のプロトタイプシステムとして Python により記述されたスクリプトを用いる。判別器は 2 種類用意されている。判別器 1 は, 災害に関するキーワードの辞書を持っており, 正規表現によってパターンマッチングを行いセンサーに重み付けを行う。判別器 2 は辞書に加え, シソーラスも持ってあり, これも正規表現を用いたパターンマッチングによりセンサーに重みをつける。

プロトタイプシステムに接続されたセンサーは地震センサーと気象センサーの 2 種類である。さらにセ

センサーを参照する必要のない場合には「センサー参照なし」に重み付けを行う。

3.2. 実験 I : 重み付けとセンサー選択

システムにターゲット情報を入力した際に、適切なセンサーを選択できるかどうかを実験する。表 3.1 にシステムに入力するためのデータセットとしてターゲット情報となるテキスト情報を準備した。

表 3.1. 実験 I 入力データ

パターン	入力	正解となる出力
A	1 注意報発令	地震・気象センサー
	2 災害による停電が発生.	
B	3 東京都で巨大地震発生.	地震センサー
	4 震央は東京湾	
C	5 河川氾濫による被害拡大	気象センサー
	6 豪雨による土砂災害発生 の恐れあり.	
D	7 信用金庫が危ない	センサー参照なし
	8 岩手県は個人からの救援物 資を受け付けている	

これらは過去に発生した災害時に検索・拡散されたものである[11][15][16]. これらのうちパターン A は地震センサー、気象センサーの 2 つを選択することが正解であり、B は地震センサーのみ、C は気象センサーのみ、そして D はセンサーを参照しないことが正解となる。これらを実際にプロトタイプに入力し、実験を行う。この実験では入力された情報に対して適切なセンサーを参照できるかどうかを検証する実験であるため、表 3.1 の「正解となる出力」にあるセンサーを判別器が選んでいるかどうか、そして最終的な出力として正解のセンサーを出力しているかどうかを検証する。

表 3.2 は実験結果を示した表である。初めにパターン A-1 と A-2 が入力された時から見る。d₁ も d₂ も地震・気象二つのセンサーに重みを均等に割り振り、二つのセンサーを選択している。この結果、最終的な出力も地震・気象センサーとなり正解が出力できたことがわかる。パターン B, C, D についても同様で、それぞれの判別器は適切にセンサーを選択し、最終出力も正しいセンサーが選ばれていることがわかる。

d₁ は災害関連キーワードが登録された辞書を持っており、d₂ はそのシソーラスを持っているため、入力されたデータに災害関連キーワードが入っていれば、

どちらの判別器も正しいセンサーを選択することができる。災害関連キーワードに入っていないものが入力された時にはセンサーの参照を行わない。

表 3.2. 実験 I の結果

パターン	d ₁ (R)	d ₂ (R)	最終出力 (R)
A	1 地震・気象センサー (50, 50)	地震・気象センサー (50, 50)	地震・気象センサー (100, 100)
	2 地震・気象センサー (50, 50)	地震・気象センサー (50, 50)	地震・気象センサー (100, 100)
B	3 地震センサー (100)	地震センサー (100)	地震センサー (200)
	4 センサー参照なし (100)	地震センサー (100)	地震センサー (100)
C	5 気象センサー (100)	気象センサー (100)	気象センサー (200)
	6 気象センサー (100)	気象センサー (100)	気象センサー (200)
D	7 センサー参照なし (100)	センサー参照なし (100)	センサー参照なし (100)
	8 センサー参照なし (100)	センサー参照なし (100)	センサー参照なし (100)

従来のセンサー選択では辞書を用いたパターンマッチングのみであり辞書に登録されたキーワードも多くはなかったために、登録されていない単語が来た時にセンサーを参照しないということがあったが、辞書に登録されるキーワード自体が増えているために、マッチングの漏れが改善されている。

さらに、パターン B-4 に注目すると、d₁ と d₂ とで別のセンサーを選択していることがわかる。これは「震央」という語句が d₁ の持つ辞書に登録されていないことから変化が起きている。d₁ は自分の辞書(災害キーワード群)にない単語なのでセンサーを参照する必要はないという選択を行うが、d₂ はシソーラスを持つために「震央」という単語が「震源」という単語に結びつき地震センサーを参照するべきであるという結果を返した。最終的な出力としては、「地震センサー」も「参照なし」も同じ値でどちらも出力されるが、この場合「参照する」という判断が優先されることとなる。

3.3. 実験 II : フィードバック

次に、適切なセンサーを選択できなかった判別器があった場合に、フィードバックでその結果を学習し、2 回目以降の選択において権威が下がり、信頼性の増減の仕組みが再現されているかどうかを検証する。センサーの重みの変化を見るため、ここでは敢えてセンサーが誤った判断を下すような単語を入力する。

今回実装した判別器は、それぞれ辞書とシソーラスを用いてパターンマッチングを行っている。その際、「災害」のようなセンサーは必要とするが、地震関連とも気象関連とも取れるものが入力された時は両方の

センサーを選択するようになっている。今回はこの単語(「災害」とその類義語でありながら、実際に災害とは関係のない言語である「不幸」という単語の二つを入力とする(表 3.3).

表 3.3. 実験 II 入力データ

入力		正解となる出力
1	災害	地震・気象センサー
2	不幸	センサー参照なし

入力 1 の「災害」を入れると、 d_1 も d_2 も地震・気象の両センサーを選択し、正しい結果となる。次に 2 の「不幸」という単語を入力した場合、 d_1 は辞書にない単語が来たために「センサー参照なし」を選択する。しかし d_2 はシソーラスを利用するため、「不幸」という単語が「災害」と結びつき、地震・気象センサー両方に対して重み付けを行いこの二つを選択する。この結果を表 3.4 に示す。

表 3.4. 実験 II の出力

入力	d_1 ($R_1=100$)	d_2 ($R_2=100$)	最終出力 (R)
1 災害	地震・気象センサー(50, 50)	地震・気象センサー(50, 50)	地震・気象センサー(100, 100)
2 不幸	センサー参照なし(100)	地震・気象センサー(50, 50)	センサー参照なし(100)

重み付けの結果、「不幸」を入力した時の最終的な出力は「センサー参照なし」となっているが、 d_2 はセンサーの選択を誤ったことになる。次に、入力 1,2 を一つのセットとして、このセットを 3 回入力する。つまり正解・不正解の 1 セットの入力を 3 回繰り返し、 d_2 の重みがどのように変化しているかを観察する。 d_2 の持つ重み (R_2) の変化を表 3.5 に示す。

表 3.5. 判別器 2 の重みの変化

入力	R_2 (d_2 の重み) 入力前	R_2 (d_2 がセンサーに割り振った重み)	R_2 (d_2 の重み) 入力後	
1回目	正解	100	50, 50 (地震, 気象に対して)	100
	不正解	100	50, 50	50
2回目	正解	50	25, 25	75
	不正解	75	37.5, 37.5	37.5
3回目	正解	37.5	18.75, 18.75	56.25
	不正解	56.25	28.125, 28.125	28.125

R_2 の初期値は 100 であり、重みの上限も 100 となっているので 1 回目に正解を入力した際に R_2 に変化はない。1 回目の不正解を入力した際には、正解は「センサー参照なし」となるはずだが、 d_2 は「地震・気象セ

ンサー」に重みを振ってしまっている。これは誤りであるため、フィードバックに従い、 d_2 の持つ重み (R_2) の初期値から割り振った分の値がマイナスされる。この時、マイナスされる数値は、「割り振った重みのなかで最も大きい数値のみ」なので、二つのセンサーを選択した場合でも一つ分の数値だけがマイナスされる。ここでは 50 割り振っているので、初期値が半分の 50 となる ($R_2=50$)。次に正解した場合、この時も二つのセンサーに重みを割り振っており、正解した場合も最も大きい数値一つがプラスされるので、25 が加算されて d_2 の持つ重みの初期値は 75 となる ($R_2=75$)。このように、これを繰り返した結果、 d_2 の持つ重みが学習され、その後の選択に反映されていることがわかった。 d_2 の信頼性が変化し、判別器に信頼性の変化の構造をシミュレートできていることが確認できた。

3.4. 実験 III : 精度の定量評価

最後に本方式によるセンサー選択の精度がどの程度のものなのか検証するための定量評価を行った。センサー選択を行う判別器は、違う種類のものがハイブリッドに統合されることを前提としているため、判別器の数がセンサー選択の精度にどのように関わるかを検証する。現在統合されている d_1 (辞書とのパターンマッチング)、 d_2 (シソーラスとのパターンマッチング) の二つを個別に使った場合と、統合して利用した時の精度の違いを検証する。入力に用いるデータは実験 I で用いた表 3.1 の入力データに加え、災害時に検索・発信された単語の中で頻出したものを入力していく(表 3.5).

表 3.4. 実験 III の追加入力データ

パターン	入力	正解となる出力
A	1 県内各所で避難勧告	地震・気象センサー
	2 茨城県で特別警戒	
	3 東京 災害による帰宅困難	
B	4 気仙沼 津波火災発生	地震センサー
	5 強震により家屋が全壊	
	6 強い衝撃により鉄道が停止	
C	7 鬼怒川で河川増水	気象センサー
	8 鬼怒川の堤防決壊	
	9 台風18号接近	

これらのデータを入力した時に正解となるセンサーを選択できるかが今回の実験である。実験結果のグラフを図 3 に示す。

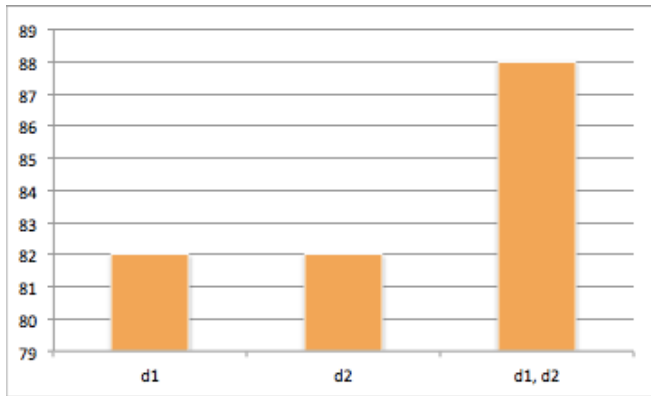


図 3. 判別器の精度のグラフ

判別器を個別で利用した時の精度が 82%，統合した時の精度が 88%となり，統合した方が精度が良いということがわかる．今回用意したデータセットを入力とした場合， d_1 と d_2 の間に差は見られなかった． d_1 の判別器では，辞書にない単語がきた時にうまくセンサーを選ばず，辞書の規模が問題となる．シソーラスを用いた d_2 の判別器の場合，仮に辞書にない単語であってもその類義語を抽出し，パターンマッチングを行うため d_1 を補うことができる．ただし，実験Ⅱで確認したように関係のない単語が入力された場合でも類義語にセンサーと紐づく単語があった場合に，センサーを選択してしまうということが起こる．

この実験により判別器の精度を定量評価し，複数の判別器をハイブリッドに統合することの有用性と必要性を示すことができた．

3.5. 考察

実験Ⅰ，実験Ⅱ，実験Ⅲを行うことにより本方式の実現可能性，信憑性評価・計測技術への応用方法，汎用的なデータ統合の手法としての本方式の有用性を示した．

実験Ⅰでは複数の判別器を用いて，センサーに対して重みを付与し，複数のセンサーの中から適切なものを選択できることを示した．判別器が選択したセンサーは多数決投票により最終的な出力が決まるため一つの手法でセンサーを選び出すよりも客観性を持たせて選択することができる．これは信憑性評価においては重要な要素であるが，信憑性評価に特化した手法ではないため，オープンデータとして公開されているセンサーデータを統合し活用する際にも同じ方式が適用できる．

実験Ⅱはセンサー選択の結果を判別器自体にフィードバックし学習することで，その後のセンサー選択に判別器そのものの信頼性を反映させることができることを確認した．信憑性評価技術への応用の際はそのツールの信頼性自体が重要な要素になる．これに関し

ても客観性を持たせるための仕組みであるため信憑性評価技術に限らず，汎用的に運用が可能である．この実験では，シソーラスを用いた判別器の方が膨大な類義語を持つため関係のない単語が入力された場合に誤った選択をしやすいくということもわかった．

実験Ⅲは，本方式の精度を定量評価するため，判別器が統合されないで使用された場合と，統合した時の精度を比較し統合された状態の方が，精度が良いということが確認できた．また，各実験を通してそれぞれの判別器にも長所と短所があることがわかったが，判別器をハイブリッドにまとめて利用することで各判別器が互いの短所を補完し合うことができるということも確認できた．

4. まとめ

本稿では，オープンデータとして公開されている複数の異種センサーデータを統合する際に，状況に応じて利用するセンサーを自動的に選択する方法，その結果を判別器自体にフィードバックすることで結果を学習し，その後のセンサー選択において判別器の信頼性を反映させる方法を示した．さらに本方式の信憑性計測技術への応用方法や，汎用的な運用可能性も示すことができた．特に現実世界の信頼構造をモデル化し，システム上でシミュレートする仕組みは信憑性評価という点では重要な要素である．

質の低い情報・データの拡散は時として実害を生み出す．またそのような情報は，人々の集合的興奮が高まっている状況で拡散されやすいということがわかっており，その状況下において人は正常な情報収集や発信ができないために実害につながる．そのような状況下で WWW 上にあるオープンデータ，センサーデータを適切に参照して情報の取捨選択を行うには手間がかかる．そのため，WWW 上のオープンデータを統合したメタなセンサーシステムの実現とそれを有効活用する手法を確立することは必須である．

本論文ではデータ統合と，統合されたデータの選択に関する汎用的な方式を示し，実質的な応用先として信憑性計測技術における運用方法や実現可能性を示す目的で実験を行なった．客観的に情報の質を判断し，信憑性を計測するシステムの実現のため，またデータ統合の際のセンサー選択において本方式が重要な位置付けとなる．

4.2. 今後の課題

本方式を確立されたものとして実現するにあたり，いくつかの課題が残っている．まずは重み付けとフィードバックの方法である．重み付けとフィードバックはそれぞれの判別器が持つ重みを分配しその結果を返

す方法をとっている。この時重みは足し算引き算で加算減算されていくが、単純な足し引きではなく、より効果的なアルゴリズムがあるかどうかについては引き続き考察すべき点である。現在の方式だと選択を誤った判別器の信頼性が一度のミスで全て失墜するということもあり得るので、信頼構造のモデル化においてこれをどのように再現するかということがポイントとなる。また、現在の方式では同種のセンサーが複数された場合にどちらを選ぶかという選択については対応していないため、今後はその新たな方式の提案が必要である。

次に実験の規模についてである。現在のところ判別器、センサー共に2種類が接続されているが、この数がさらに増えていったときに結果がどうなるのかということは検証すべきである。特に多数決投票によるセンサー選択をする際、精度の向上のためにはより多くの判別器が必要となる。また判別器の数が増えた時にプログラムの実行速度が遅くなることが予想されるので、これについても検証が必要である。

そして判別器自体の多様性である。現在は辞書を使ったパターンマッチングとシソーラスを用いたパターンマッチングが判別器として採用されているが、機械学習、深層学習など、これまでとは違ったタイプの手法を追加することでさらに客観性をあげると共に、精度の向上やその際のセンサー選択への影響などは検証すべき課題である。

参 考 文 献

- [1] Allport G.W, Postman L, *The Psychology of Rumor*, Henry Holt and Company, New York, 1947.
- [2] Balcerzak B, Jaworski W, Wierzbicki A, Application of TextRank Algorithm for Credibility Assessment, ACM International Joint Conference on Web Intelligence (WI) and Intelligent Agent Technologies (IAT), (2014).
- [3] Ken HONDA and Naofumi YOSHIDA: An Evaluation Model of Credibility Calculation System for Natural Disasters, The Proceedings of the 27th International Conference on Information Modelling and Knowledge Bases, pp. 464-475, Krabi, Thailand, June 5-9, 2017
- [4] Ken Honda, Naoki Ishibashi, Naofumi Yoshida: An Implementation Method of Credibility Calculation System for Emergency such as Natural Disasters. 20th East-European Conference on Advances in Databases and Information Systems (ADBIS2016), workshop: DCSA - Data Centered Smart Applications, (Communications in Computer and Information Science 637, New Trends in Databases and Information Systems, ADBIS 2016 Short Papers and Workshops, BigDap, DCSA, DC, Prague, Czech Republic, August 28-31, 2016 Proceedings, Springer), pp.193-201,2016.
- [5] Mizuno.J, Kruengkrai.C, Ohtake.K, Hashimoto.C, Torisawa.K, Kloetzer.J. Performance Evaluation of Disaster Information Analysis System DISAANA and its Question Answering Mode (in Japanese). IPSJ SIG Technical Report, (2015), vol.2015-MBL-76No, 14 vol.2015-CDS-14, NO.14.
- [6] Noor T.H, Sheng Q.Z, Trust Management of Services in Cloud Environments: obstacles and Solutions, *ACM Comput*, (2013), Surv.46, 1, Article12 ACM.
- [7] Surowiecki.J, The Wisdom of Crowds. *Anchor*, America, 2009.
- [8] Tamotsu Shibutani, IMPROVISED NEWS: A Sociological Study of Rumor, Tokyo Sogensha Co., Ltd., 1966.
- [9] Tseng S, Fogg B.J, Credibility and Computing Technology, *Communications of ACM*, (1999), vol.42, No.5, ACM.
- [10] Yamamoto Y, Tanaka K, Modeling and Measuring Web Information Credibility by Analyzing Support Relation between Data-pairs., *Database*, (2010), vol.3,no.2, pp61-79, Information Processing Society of Japan.
- [11] 荻上チキ (2011) 『検証 -東日本大震災の流言・デマ』 光文社
- [12] 熊谷健太, 内林俊洋, 阿部亨, 菅沼拓夫 (2016) 「センサーデータを利用したタウンマネージメントのための局地的気象予測手法」, 情報処理学会研究報告 IPSJ SIG Technical Report, Vol_2016-IS-138 No.10.
- [13] 山岸俊男 (1998) 「信頼の構造 ころと社会の進化ゲーム」, 東京大学出版.
- [14] 吉田信明, 田中正之, 和田晴太郎 (2014) 「動物園におけるセンサーデータ活用に向けた飼育管理システムの開発」, 情報処理学会研究報告 IPSJ SIG Technical Report, Vol_2014-IS-130 No.8.
- [15] Yahoo! Japan (2016) 「ビッグデータで知る防災」 <https://fukko.yahoo.co.jp/2016/bigdata/>
- [16] 気象庁 HP <http://www.jma.go.jp/jma/index.html>