

特別研究報告

題目

能動推論を用いた IoT センサ情報収集と実世界の状態推定を
同時に解決する偽情報判定手法の提案と評価

指導教員

村田 正幸 教授

報告者

前野仁愛

令和7年2月6日

大阪大学 基礎工学部 情報科学科

能動推論を用いた IoT センサ情報収集と実世界の状態推定を同時に解決する偽情報判定手法の提案と評価

前野仁愛

内容梗概

近年、SNS 等を通じた情報発信が容易になったことに伴い、インターネット上での真偽のあいまいな情報が氾濫している。特に、地震や洪水などの災害発生時には、救護や救援活動に支障が出る恐れがある。実際に、2024 年 8 月に台風 10 号が接近した際には、武蔵小杉周辺について実際には氾濫が発生しなかったにもかかわらず、多摩川氾濫などといった根拠のない情報が多数確認された。このような情報に対する真偽判定の方法として、信頼できる機関や自治体のカメラやセンサーから得られる情報をもとに、真の状態を推測し、発信された情報の確からしさを推測することが考えられる。このような推定を行う際には可能な限り多くのデータを収集することが望ましいものの、通信システムへの負荷の観点から、機械によるカメラやセンサーへの網羅的なアクセスは近年では禁止される傾向にある。そのため、人の手によってアクセスするカメラやセンサーの取捨選択が行われていた。

このような人の状況推定と情報取得行動を模倣したフレームワークとして、能動推論がある。能動推論では、外部の状況に対しての観測を受動的に行うのではなく、推論に基づいて好ましい観測を得られる可能性が最も高い行動を実行するといった能動的な観測が行われる。このとき、同時に不確実性を減らす可能性が最も高い行動も推論し、この 2 つを最適化するような行動を実行する。この不確実性を最小化する行動の推論を活用することで、偽情報の判定において人間が行う情報の取捨選択のモデル化が期待できる。

本報告では、発信された情報の真偽判定における状態の推定と情報の収集において能動推論を用いる手法を提案する。シナリオとして河川氾濫を対象とし、ある特定の地点での浸水の有無について情報が発信された場合を想定し、その地点の浸水の確からしさを示すことで、情報の真偽を判定する。このとき、不確実性を減らす可能性が最も高い行動を推論することで、真偽判定に有効な情報の取捨選択を行い、情報収集のためにアクセスするカメラやセンサーを選択する。また、収集した情報をもとに、河川周辺の浸水が発生している領域を推定し、この推定結果をもとに次にアクセスするカメラやセンサーを推定することで、繰り返し情報の収集を行えるようになる。2024 年 8 月の台風 10 号を題材に、武蔵小杉周辺を想

定したマップ上でシミュレーションを行った結果、浸水状況の推測と情報の収集を複数回繰り返すことによって、真偽判定の対象の地点における浸水の有無についての不確実性が減少し、真偽判定に有効であることがわかった。

主な用語

状況推定

偽情報判定

自由エネルギー原理

能動推論

河川氾濫

目次

1	はじめに	5
2	関連研究	8
2.1	偽情報の現状	8
2.2	偽情報対策技術	8
2.3	偽情報対策プラットフォーム	9
3	能動推論を用いた河川氾濫における情報取得と状態推定手法	10
3.1	提案手法の概要	10
3.2	能動推論の概要	10
3.3	能動推論を用いたセンサ情報取得手法と状態推定手法	13
3.4	広域マップにおける推論の効率化	16
4	シミュレーション評価	19
4.1	シミュレーションの設定	19
4.2	小規模マップを用いた提案手法の評価	20
4.3	広域マップを用いた提案手法の評価	25
5	おわりに	35
	謝辞	36
	参考文献	37

目 次

1	人間による偽情報の判定	6
2	生成モデルと外部の環境の関係	11
3	タイムステップを考慮した生成モデル	13
4	グリッドの座標の定義	14
5	推論の流れ	18
6	推論を実行する領域-1	18
7	推論を実行する領域-2	18
8	小規模マップ	20
9	どの地点も浸水していない状況でのマス A についての信念	22
10	どの地点も浸水していない状況でのマス B についての信念	23
11	すべてのマスで浸水が発生している状況でのマス A についての信念	23
12	すべてのマスで浸水が発生している状況でのマス B についての信念	24
13	広域マップ	25
14	氾濫が発生していない場合のマス C の信念	27
15	氾濫が発生していない場合のマス D の信念	28
16	氾濫が発生していない場合のマス E の信念	28
17	すべてのマスが浸水している場合のマス C の信念	29
18	すべてのマスが浸水している場合のマス D の信念	29
19	すべてのマスが浸水している場合のマス E の信念	30
20	浸水状態の真値 (パターン 1)	30
21	パターン 1 でのマス C の信念	31
22	パターン 1 でのマス D の信念	31
23	パターン 1 でのマス E の信念	32
24	浸水状態の真値 (パターン 2)	32
25	パターン 2 でのマス C の信念	33
26	パターン 2 でのマス D の信念	33
27	パターン 2 でのマス E の信念	34

1 はじめに

近年では、インターネット上でフェイクニュースや真偽があいまいな情報に接触する機会が増加傾向にある。この背景として、SNS等のプラットフォームサービスで、一般人でも気軽に情報の発信や拡散が可能になったことが挙げられる。さらに、最近では、アテンション・エコノミーが拡大したことによって、広告収入を得ることを目的に、意図的にフェイクニュースを作成、拡散する事例もある [1]。特に、地震や洪水などの災害の際に SNS 上で信憑性の低い情報の拡散することは、被災者の不安を拡大させるほか、救助活動や救援活動に支障が出る可能性がある。例えば、2024年8月に台風10号が接近した際には、武蔵小杉周辺について誤った情報や不安をあおるような投稿が多数確認されている。この時は、実際には氾濫が発生しなかったにもかかわらず、「多摩川氾濫」などの根拠のない情報や、過去に氾濫が発生した際の画像を用いた偽情報が発信された [2]。

このような真偽不明の情報を取得し、その真偽を確かめる際は、その情報の内容に関連した他の様々な情報と照らし合わせるといった行動が行われる。図1はこの行動を、河川氾濫についての情報を例に図示したものである。なお、図1の図中のライブカメラと水位情報の画像は水文水質データベース [3] から引用した。真偽不明な情報を取得するとまず、その情報で述べられている地点周辺についての情報を収集し、これらの情報をもとに、実際にはどのような状況なのかを推定する。このとき、真偽判定を行う情報の内容が推定される状況と大きく異なっていれば偽情報だと判断することができる。一方で、収集した情報だけでは、実際の状態について十分に推定できず、真偽を判定できない場合には、別の情報にアクセスして、さらに情報を集めるといった行動をとる。

SNS等のプラットフォーム上には不確かな情報が多く含まれており、このような真偽判定が可能な限り行われることが望ましいが、近年では生成 AI による bot を使用して大量の偽情報が作成されており、SNS等で発信された情報すべてに対して、人の手によって上記のような真偽判定を実行するのは困難だと考えられる。また、人間による真偽判定では、正常性バイアスや同調性バイアスといった偏見が入るため、正しく真偽判定が行えない場合がある。

そのため、システムによってカメラやセンサーなどの情報を自動的に収集し、実世界の状況を推定することで、客観的な真偽判定を行うことが望まれる。同時に、このようなシステムでは、機械的にセンサーやカメラ等にアクセスするのではなく、適切な情報の選択を行い、サービスにアクセスする回数を必要最低限にするシステムにする必要があると考えられる。定点カメラや河川水位などの情報は膨大であり、定期的に収集可能な情報をすべて収集する方法では、大量のセンサーとのリクエストや応答の受信が発生するため通信システムに負荷がかかる恐れがある。実際に、このような情報を提供するサービスでは、大量のアクセスに

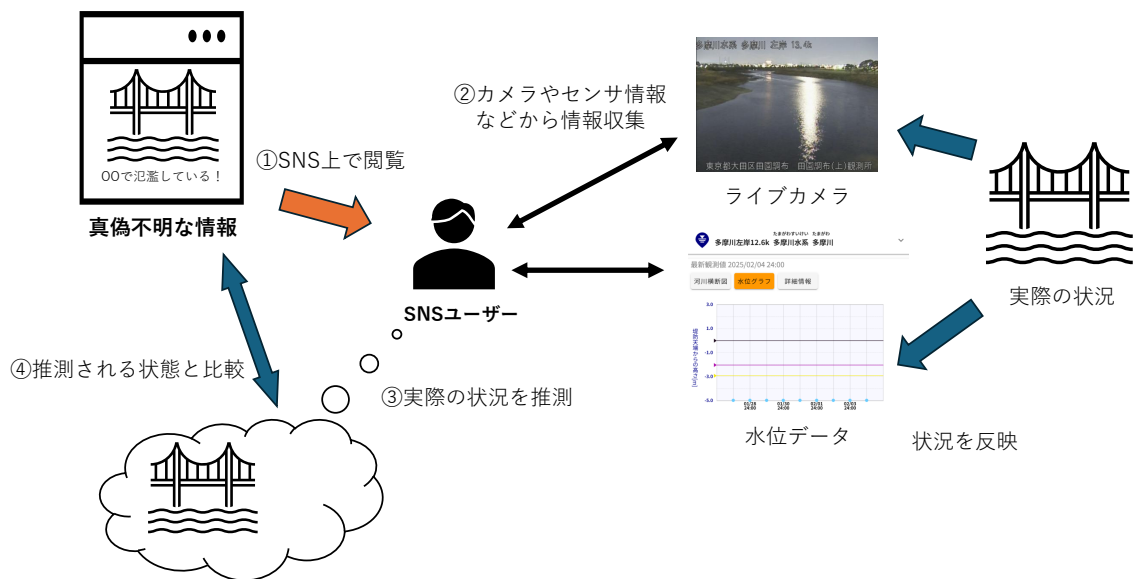


図 1: 人間による偽情報の判定

よるサーバーの負荷を避けるため機械的な収集が禁止される事例が多く、例えば、国土交通省の公開している水文水質データベース [3] では、ツール等を用いた定期的なデータ収集は原則として禁止されている。一方で、人間による情報収集では、適切に事象を推論するために有効なセンサー情報を選択していくため、大量のデータの収集は発生せず、データベース等へのアクセスが制限されることはない。そのため、機械的に情報を収集するのではなく、人間と同様に適切な情報の選択を行い、サービスにアクセスする回数を可能な限り減らすことが望まれる。

実際の状況が不確実な状況下における人間や動物の行動や知覚のモデル化を行ったフレームワークとして、能動推論がある。能動推論では、人間や動物などの知的エージェントは周囲の環境から感覚入力を受け取るのと同時に、行動によって周囲の環境を変化させるとされており、知的エージェントと周囲の環境が相互に影響を及ぼし合うものとして捉えられる。ここでは、エージェントは事前の信念と感覚入力を組み合わせることで、環境内のさまざまな外部状態の確率を推論すると想定されている。同時に、エージェントは行動を行うことによって、環境と能動的にかかわり、その状態を変化させることによって、そのエージェントにとって望ましい観測を得ようとすると考えられている。このとき、好ましい観測をもたらす可能性が最も高い行動と、環境に関する不確実性を減少させる可能性が最も高い行動を推論し、これらを最適化する形で行動を選択・実行するとされている [4]。このフレームワークは、心理学や神経科学などのほか、倉庫内でのロボットナビゲーションなどのエンジニア

リングの分野に適用されており、様々な分野で利用されている [5,6]。

能動推論における、外部状態の推論と行動の推論を活用することで、偽情報の判定において人間が行う状況推定と情報の取捨選択をモデル化することが期待される。図1において、収集した情報をもとに実際の状況を想定することは、能動推論における外部状態の推論に対応し、真偽判定を行うために適切なカメラやセンサー等を選択することは、不確実性を減少させる可能性が最も高い行動を選択・実行することに対応すると捉えることができる。そこで、本報告では、SNS等で発信された情報の真偽判定に能動推論を適用することで、不確かな状況についての推定を行うとともに、適切な情報の取捨選択を行うシステムが実現できることを示す。シナリオとして河川氾濫を対象とし、特に2024年8月の台風10号を題材に、SNS等で武蔵小杉周辺のある地点に対して浸水の有無についての情報が発信され、かつその地点をカメラやセンサー等の情報源で直接観測できない状況を想定する。このとき、ハザードマップ等からの情報をもとに生成した事前の信念と周辺の情報源から得られる情報をもとに、SNS等で発信された地点の浸水の有無について推定できることをシミュレーションを用いて示す。

本報告では、まず2章で偽情報問題の現状とその対策に向けた取り組みについて説明する。3章では、能動推論の概要と能動推論を用いた河川氾濫における情報取得と状態推定手法を紹介する。4章では、武蔵小杉周辺を想定した環境でシミュレーションを実行し、提案手法の評価をする。最後に、5章では本報告のまとめと今後の課題について述べる。

2 関連研究

2.1 偽情報の現状

この節では、偽情報・誤情報発信による社会問題の現状として、国内外における偽情報の例やその背景などについて述べる。

近年では、偽・誤情報問題が深刻化しており、米国大統領選挙やロシアのウクライナ侵攻など、様々な場面で偽・誤情報の拡散が行われている [7]。例えば、米国大統領選挙では、トランプ氏、クリントン氏の両陣営ともに、それぞれ 100 万回以上、一方の陣営に有利な偽・誤情報がシェアされたことが確認されている。また、ロシアのウクライナ侵攻においては、ゼレンスキー大統領が降伏を呼びかける偽動画が SNS で拡散された。政治にかかわるものだけでなく、最近では新型コロナウイルスのパンデミックやコロナワクチンに関連する偽・誤情報が広く拡散されており、生活・経済・政治等あらゆる観点から、偽・誤情報対策が求められている。国内に関しても、近年では誤・偽情報が拡大しており、例えば、2018 年の沖縄県知事選では多くの偽・誤情報が拡散されたことが指摘されている。また、国内においても政治に関するものに限らず様々な分野での偽・誤情報が確認されており、特に災害やパンデミックの際には、多くの偽・誤情報が拡散する傾向が見られている。

このような偽情報が発信・拡散される背景として、主に経済的理由と政治的理由の二つの点が挙げられる。経済的理由による偽情報として、アテンション・エコノミーの広がりによって、広告収入目当てに偽情報を流す事例が多数確認されている。例えば、2016 年の米国大統領選挙においては、大量の偽・誤情報を作成し、1 日当たり 2,000\$ 以上を稼いだウェブサイトが確認された。また、政治的理由による偽情報として、2016 年の米国大統領選挙や沖縄県知事選挙、ロシアのウクライナ侵攻など、様々な場面で政治的背景から偽・誤情報が作られた例が挙げられる。

アテンション・エコノミー問題は解決の筋道が見えておらず、偽・誤情報を拡散するインセンティブが未だに存在し、また、社会の分断によって偽情報を用いた政治的な介入が増加していくと考えられている。加えて、高度な AI 技術の民主化によって、AI を使って生成された偽・誤情報の bot による投稿やディープフェイク技術による偽動画・画像の拡散などが予測されている。そのため、誤・偽情報問題は今後も規模が拡大していくと予想される。

2.2 偽情報対策技術

偽情報の高度化に対応するため、近年ではディープフェイクを見破る技術が活発に研究・開発されている [8]。例えば、文献 [9] では、顔を操作・加工する技術によって生成された映像を検出するための手法として、複数のビデオフレーム上の顔をセットとして扱った、セッ

ト畳み込みニューラルネットワークと呼ばれる新しいフレームワークが提案されている。文献では、この手法を用いることによって、以前の手法よりも顔を加工した映像の検出精度が向上したことが示されている。また、合成音声を用いたディープフェイクの検出方法として、文献 [10] では、調音音声学の分野の技術を応用して、音声から人間の声道を推定することによって AI が生成したものかを判定する手法が提案されている。AI によって生成された音声では、解剖学的には起こりえないような配置をモデル化することが多く、これによって非常に高い精度でディープフェイクを識別できることが示されている。

一方で、これらの技術は、偽情報問題におけるディープフェイクの問題への対策であり、偽情報そのものに対する解決には至っていない。偽情報そのものに対する対策として考えられる手段の一つとして、発信された情報に対して、信頼のできるデータをもとに真偽判定を行うことが挙げられる。発信された情報に対して、実世界の本当の状態を正しく把握できていれば、それらを互いに照らし合わせることによって発信された情報の真偽を判定することができる。そのため、センサーやカメラ等から得られる物理空間情報を用いて実世界を推定することによる偽情報対策技術が必要だと考えられる。

2.3 偽情報対策プラットフォーム

偽情報問題への対策として、富士通と産学組織の計 9 者で、偽情報の検知から根拠収集、分析、評価までを統合的に行う偽情報対策プラットフォームの構築を目指した共同研究開発が行われている [11]。この共同研究開発では、偽情報に対する解決アプローチとして、真偽不明な情報に関連する様々な周辺情報を根拠としてインターネット上から収集し統合管理した上で、根拠としての整合性や矛盾を総合的に分析することで真偽判定を支援するとともに、社会への影響度を分析し評価することで、偽情報の検知や対処を可能にすることを目指している。このアプローチに基づいて、偽情報の検知、根拠収集・統合管理、総合的な分析、社会的な影響度評価の 4 つの技術の研究開発を行い、これらを統合することによって、真偽不明な情報に対し、真偽の判定結果とその理由説明を提供する偽情報対策プラットフォームの構築を進めている。

本報告では、4 つの技術のうちの根拠収集として、根拠情報の一つとなる IoT センサデータの収集技術について研究を行った。この研究では、真偽判定の対象エリアの情報を網羅的に取得できない場合に、情報の真偽のスタンスの確からしさを向上させる IoT センサーを選択して能動的に情報取得を行い、選択と取得を繰り返すことによって、対象エリアの根拠情報を推定し、根拠情報として出力するシステムの実装を目指す。

3 能動推論を用いた河川氾濫における情報取得と状態推定手法

3.1 提案手法の概要

2.3節で述べた、根拠情報の収集を実現するため、河川氾濫における偽情報を題材に、IoTセンサーを選択して能動的に情報取得を行うことによって、その真偽を判定するための情報を提供するシステムを実装する。このシステムでは、SNS等のプラットフォームで河川周辺の特定の地点で浸水が発生している、または発生していないとする情報を取得すると、周辺に設置されたカメラやセンサー等から情報を収集することで、浸水が発生している領域を推定し、対象の地点での浸水の有無について推定される確率を出力する。センサー等からの情報は、そのセンサーにアクセスすることで得ることができ、そのセンサーが設置されている地点での浸水状況についての情報が提供される。本報告では、このような浸水状況についての情報を提供するセンサーやカメラ等を情報源と呼ぶ。

このシステムでは、まず、初期状態の信念として、自治体が提供しているハザードマップを利用して、氾濫の状況についての起こりうる確率を設定する。次に、この信念に基づいて、情報を取得した際に最も不確実性が減少するような情報源にアクセスし、情報を収集する。このアクセスした情報をもとに、河川周辺の状態についての信念を更新し、再び不確実性が減少するような情報源へアクセスし情報を収集することで、情報の収集と状態の推定を繰り返し行うことができる。繰り返し行った結果、対象の地点の浸水の有無に対する不確実性が十分に減少すると終了する。以上のような手順によって、対象の地点の浸水に対する確からしさを求めるとともに、根拠情報を効果的に収集することができる。

3.2 能動推論の概要

この節では能動推論と呼ばれるフレームワークの概要について説明する。

能動推論では、生成モデルと呼ばれる、直接知ることができない脳外の物体やイベントによって観測がどのように生成されるかを示すモデルが用いられる [4]。図2は知覚と行動のサイクルにおけるエージェントと環境の関係を示している。ここでは、 s は隠れ状態、 o は観測、 a は行動を表している。外部の環境では、隠れ状態 s によってエージェントが受け取る観測 o が生成され、エージェントは行動 a によって隠れ状態を変更するといった関係になっている。このような変数の下で、生成モデルは以下のような結合分布として表現される。

$$P(o, s) = P(o|s)P(s) \quad (1)$$

ここでは、 $P(s)$ は状態の事前確率、 $P(o|s)$ はある状態がある観測を生成する確率を示している。

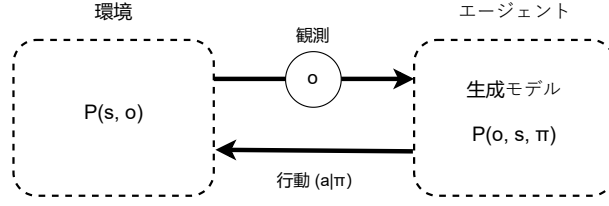


図 2: 生成モデルと外部の環境の関係

エージェントは観測を受け取ることで、外部の世界の状態を得ようとするが、これは事後分布 $P(s|o)$ を求めることを意味している。この事後分布を求める方法としてベイズの定理があるが、この方法では次元数が増えると、合計する必要がある項の数が指数関数的に増えるため、計算的に扱うことが困難になる。そこで近似事後分布 $Q(s)$ を導入し、変分自由エネルギーを最小化するような $Q(s)$ を探索することによって真の事後分布についての近似を実行する。ここで、変分自由エネルギーは以下のように定義される。

$$F = \mathbb{E}_{Q(s)} \left[\ln \frac{Q(s)}{P(o, s)} \right] \quad (2)$$

$$= \mathbb{E}_{Q(s)} [\ln Q(s) - \ln P(o, s)] \quad (3)$$

$$= \mathbb{E}_{Q(s)} \left[\ln \frac{Q(s)}{P(s|o)} \right] - \ln P(o) \quad (4)$$

式 (4) において、 $\ln P(o)$ は $Q(s)$ に依存しないため、 $Q(s)$ の値が真の事後分布 $P(s|o)$ の値に近づくにつれ、 F の値が小さくなる。そのため、新たな観測 o が得られるたびに変分自由エネルギーを最小化することによって、状態を推論することができる。

行動の選択においても、同様に生成モデルと自由エネルギーを用いることによってモデル化することができる。ここで、エージェントは 1 ステップ分の行動 a についてのみ考えるのではなく、複数のステップにわたって実行する行動を考慮することがある。そのため、このような複数のステップにわたる行動をポリシー π として表現する。このとき、生成モデルをポリシー π を用いて以下のように拡張する。

$$P(o, s, \pi) = P(o|s, \pi)P(s|\pi)P(\pi) \quad (5)$$

式 (1) と同様に、 $P(s|\pi)$ は状態の事前確率、 $P(o|s, \pi)$ はある状態においてある観測が生成される確率を示している。また、 $P(\pi)$ は、ポリシーの事前分布であり、特定のポリシーを選択する確率についてのバイアスを表している。

ここで、行動の推論においては、エージェントにとって好ましい観測を考慮する必要がある。能動推論では、これは事前選好 $P(o)$ として、式 (4) における $P(o)$ とは区別して表される。このとき、ポリシー π についての期待自由エネルギー $G(\pi)$ は以下の式 (6) のように定

義される。

$$G(\pi) = \mathbb{E}_{Q(o,s|\pi)}[\ln Q(s|\pi) - \ln P(o, s|\pi)] \quad (6)$$

式 (6) における $P(o, s|\pi)$ はエージェントの選好にバイアスをかけた生成モデルを表しており、以下の式に基づいて計算される。

$$P(o, s|\pi) = P(s|o, \pi)P(o) \quad (7)$$

この期待自由エネルギーの式は以下のように展開することができる。

$$\begin{aligned} G(\pi) &= \mathbb{E}_{Q(o,s|\pi)}[\ln Q(s|\pi) - \ln P(o, s|\pi)] \\ &= \mathbb{E}_{Q(o,s|\pi)}[\ln Q(s|\pi) - \ln P(o, s|\pi) + \ln Q(s|o, \pi) - \ln Q(s|o, \pi)] \\ &= \mathbb{E}_{Q(o,s|\pi)}[Q(s|\pi) - Q(s|o, \pi) - \ln P(o)] + \mathbb{E}_{Q(o|\pi)}[D_{KL}[Q(s|o)||P(s|o, \pi)]] \\ &\geq \underbrace{-\mathbb{E}_{Q(o|\pi)}[D_{KL}[Q(s|o, \pi)||Q(s|\pi)]]}_{\text{情報利得}} - \underbrace{\mathbb{E}_{Q(o|\pi)}[\log P(o)]}_{\text{事前の選好}} \end{aligned} \quad (8)$$

情報利得の項は、信念 $Q(s)$ について、観測 o の条件付き確率と条件を付けない場合の確率の乖離を示しており、この差が大きいほど、観測が得られたときの信念の変化が大きいことを表す。また、事前選好の項は、ポリシーの下での観測結果が事前の選好と一致する度合いを示している。したがって、期待自由エネルギーを最小化するようなポリシーを選択することは、事前選好と情報利得の両方を可能な限り大きくすることを意味しており、エージェントにとって好ましい観測を得ることを目指しつつ、状況の不確実性を減らすのに有効な行動を選択することになる。以上のように、能動推論では環境の知覚や推定は変分自由エネルギーの最小化として、行動の選択や計画は期待自由エネルギーの最小化としてモデル化することができる。

生成モデルにおけるタイムステップを考慮すると、生成モデルは図3で示すようになる。ここで、 $P(s_0)$ は初期状態での事前信念を表し、ステップ0におけるエージェントの信念を表す。また、 $P(s_{\tau+1}|s_\tau, \pi)$ は、1ステップ進んだ際の状態の遷移を表し、エージェントがポリシー π に基づいて行動を行った際に、次のステップにおける状態がどのように変化するかを表している。

このときステップ T における生成モデルは以下の式のようなになる。

$$P(o_{0:T}, s_{0:T}|\pi) = P(s_0) \prod_{\tau=0}^{T-1} P(s_{\tau+1}|s_\tau, \pi) \prod_{\tau=0}^T P(o_\tau|s_\tau) \quad (9)$$

ステップ0では、まず状態 s_0 から観測 o_0 が $P(s|o)$ に基づいて生成される。エージェントはこのとき、得られた観測 o_0 をもとに変分自由エネルギーを計算することによって現在の

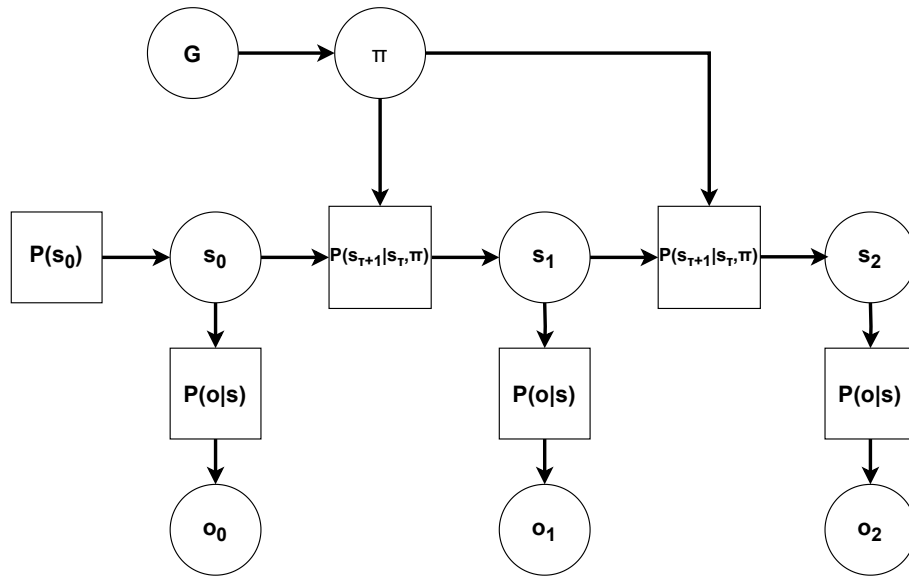


図 3: タイムステップを考慮した生成モデル

状態を推定するとともに、期待自由エネルギーの計算によってポリシー π を生成する。このポリシー π によってステップ 0 における行動が決まり、これと現在のタイムステップでの状態 s_0 に基づいて、次のステップ 1 での状態 s_1 が生成される。状態 s_1 は、再び $P(s|o)$ に基づいて観測 o_1 を生成し、この観測 o_1 をもとにエージェントは次のポリシーを生成する。以上の繰り返しによって、環境による観測の生成とエージェントの行動による環境の変化が繰り返し実行される。

3.3 能動推論を用いたセンサ情報取得手法と状態推定手法

この節では、3.1 節で紹介した方法を能動推論に適用する方法について説明する。

IoT センサーを選択して能動的に情報取得を行うシステムを能動推論におけるエージェントとして扱くと、現在アクセスしている情報源が存在する地点から得られる情報を観測、河川周辺で浸水が発生している領域とエージェントが現在アクセスしている情報源を状態、システムがアクセスする情報源を変更することを行動として、それぞれ対応することができる。

以下では、各変数について詳細に説明する。まず、このシステムでは、浸水の発生状況を離散的な $n \times n$ マスのグリッドマップを用いて単純化して表現する。このグリッドマップでは、各マスの位置を図 4 で示すように座標を用いて表現する。各マスは「マス内に浸水が発生している地点が存在する」と「マス内で浸水が発生していない」の 2 種類の状態をもち、マス (i,j) における浸水の状態を $s_{0,(i,j)}$ として表す。この時、マップ全体における浸水の状

(0,0)	(1,0)	...	(n-1,0)
(0,1)	(1,1)	...	(n-1,1)
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
(0,n-1)	(1,n-1)	...	(n-1,n-1)

図 4: グリッドの座標の定義

態 s_0 を以下の式のように定義する。

$$s_0 = (s_{0,(0,0)}, \dots, s_{0,(0,n-1)}, s_{0,(1,0)}, \dots, s_{0,(1,n-1)}, \dots, s_{0,(n-1,0)}, \dots, s_{0,(n-1,n-1)}) \quad (10)$$

このとき、 s_0 は 2^{n^2} 個の状態を持つ。システムが現在アクセスしている情報源が存在するマスの状態 s_1 として表し、マップのマスの数と同じ n^2 個の状態を持つ。したがって、状態 s は以下の式 (11) で示すように 2次元のベクトルとして表現される。

$$s = (s_0, s_1) \quad (11)$$

また、システムが情報源にアクセスした際に得られた河川についての情報を観測 o とする。観測 o は、「浸水が発生していない」と「浸水が発生している」の 2 種類の値を持つ。システムが観測する情報源を変更することは行動 a として表し、行動 a はグリッドマップ内のマスの数と同じ n^2 個の値を持つ。ポリシー π は、複数のタイムステップにおける行動 a の組み合わせとして表現される。

ここで、1 ステップをシステムがアクセスする情報源を変更する際に要する時間として、ステップ T での生成モデルを以下のように定義する。

$$P(o_{0:T}, s_{0:T} | \pi) = P(s_0) \prod_{\tau=0}^{T-1} P(s_{\tau+1} | s_{\tau}, \pi) \prod_{\tau=0}^T P(o_{\tau} | s_{\tau}) \quad (12)$$

3.2 節で述べたように、 $P(s_{\tau+1} | s_{\tau}, \pi)$ はあるポリシー π において、1 ステップ進んだ際の状態の遷移を表している。ここでは、エージェントがポリシー π に基づいてアクセスする情報源を変更すると、次のタイムステップではそのときに選択した情報源の状態になる。これは、直前の状態 s_{τ} の値にかかわらず、ポリシー π における行動と次のステップにおける s_1

が一对一で対応することを意味している。また、 $P(s_0)$ は初期状態での信念のことを表しており、ハザードマップ等をもとに予測される各氾濫状況についての確率、および、初期状態においてアクセスしている情報源をあらわす。 $P(o_\tau|s_\tau)$ は状態 s において観測 o が得られる確率を表しており、現在アクセスしている情報源のある地点での浸水の有無に応じて、「浸水している」または「浸水していない」の観測を生成する確率を表している。

この生成モデルの下での、ポリシー π についての期待自由エネルギー $G(\pi)$ は以下の式 (13) のように定義される。

$$G(\pi) = \mathbb{E}_{Q(o,s|\pi)}[\ln Q(s|\pi) - \ln P(o,s|\pi)] \quad (13)$$

この期待自由エネルギーの式は、3.2 節で述べたように、以下のように展開することができる。

$$G(\pi) \geq \underbrace{-\mathbb{E}_{Q(o|\pi)}[D_{KL}[Q(s|o,\pi)||Q(s|\pi)]]}_{\text{情報利得}} - \underbrace{\mathbb{E}_{Q(o|\pi)}[\log P(o)]}_{\text{事前の選好}} \quad (14)$$

このシナリオでは、エージェントが特定の観測を得ることは目的としていないため、事前の選好 $P(o)$ の値はすべての観測 o について等しい値に設定される。そのため、式 (14) の事前選好の項は、ポリシーによって変化することではなく、情報利得の項によって式 (14) を最小化するポリシー π が決まる。提案手法では、情報利得項が最も大きくなるようなポリシー π を求め、このポリシーの下でアクセスする情報源を選択することによって、より状態の推定に有利な情報源を選択する。なお、ここではポリシーは 1 ステップの行動についてのみ計算する。そのため、ポリシーの数は行動の数と等しく、 n^2 個になる。

推論に関しては、3.2 節で述べたように、以下の変分自由エネルギーの式 (15) を最小化するような $Q(s)$ を求めることによって行うことができる。

$$F = \mathbb{E}_{Q(s)}[\log Q(s) - \log P(o,s)] \quad (15)$$

この変分自由エネルギーの値を最小化することによって $P(o,s)$ と $Q(s)$ を近似することができる。真の状態である、現在浸水が発生している領域についての推定を行うことができる。また、真偽判定を行う対象の地点における浸水に関しての信念は、対象の地点の座標を (X,Y) として、 $Q(s)$ のうち、 $s_{X,Y}$ が「マス内で浸水が発生している」である状態の値をすべて足し合わせるによって得ることができる。

以上より、以下の手順を行うことによって、河川氾濫に対する真偽判定に能動推論を適用することができる。

1. ハザードマップ等から得られる情報をもとに初期状態の信念 $P(s_0)$ を生成する。

2. 期待自由エネルギーの最小化によってアクセスする情報源を選択する。
3. アクセスした情報源から得られた情報をもとに、変分自由エネルギーの最小化によって氾濫状況の推定を行う。
4. 浸水の有無に対する不確実性が十分に減少した場合は終了する。そうでなければ、2に戻る。

3.4 広域マップにおける推論の効率化

提案手法では、3.3節で述べたように、マップ全体の氾濫の状態 s_0 はマップのそれぞれのマスの状態の組み合わせとして表現される。そのため、各マスが「浸水が発生している」と「浸水が発生していない」の2通りの状態になる場合、マップの1辺のマス数を n として、 s_0 は 2^{n^2} 通りの状態をとることになる。自由エネルギーの計算においては、状態の数に比例した計算時間が必要なため、マップの1辺のマス数 n に対して $O(2^{n^2})$ の計算を行うことになり、考慮するマス数が増加するにつれて必要な計算時間も急激に増加する。

一方で、システムが情報収集を行う際には、可能な限り広範囲に存在する情報源にアクセスできることが望ましいと考えられる。例えば、周辺の情報だけでは浸水の有無が確定しない場合に、その地点から離れた場所にある標高の高い地点のセンサーにアクセスし、その地点でも浸水が発生していると分かれば、それよりも標高の低い偽情報判定を行う対象の地点でも浸水が発生している可能性が高いと推論することができる。また現実的にも、アクセスする候補となるカメラやセンサー等は、広範囲に多数存在していると考えられるため、より広い範囲を対象とした環境で動作することが望まれる。

このように、必要に応じて広い範囲の情報を取得しつつ、計算時間が莫大になることを防ぐ方法として、最初は真偽判定の対象の地点周辺の狭い領域で推論を行い、この領域の情報収集だけでは対象の地点の浸水の有無が判定できないと判明した場合は、推論を実行する領域を変更して、情報を取得する領域を変化させるといった方法が考えられる。

以下ではその手順について図5のフローチャートを用いながら説明する。まず、開始直後の時点では、図6で示すような対象の地点に隣接する 3×3 の領域について、状況の推定と情報の取得による推論を実行する。ただし、図6では赤色のマスが対象の地点を表している。この時、対象の地点での浸水の有無についての信念が閾値以上、または閾値以下になった場合は終了する。対象の地点での信念が閾値以上または閾値以下にならず、また、対象の地点以外のすべての地点の状態の不確実性が十分に減少した場合は、それ以上この領域で情報を収集しても有効な情報は得られないとして、推論を実行する領域を変更する。このとき、図7で示すような上下方向と左右方向にそれぞれ1マス分だけスライドした、4つの領

域を変更先の候補とする。この4つの領域について、まず、図6で示す領域で推論を行った際に最終的に得られた信念をもとにそれぞれ事前信念を作成し、1ステップだけ行動を行った時の期待自由エネルギーを計算する。この期待自由エネルギーが最も小さいような領域について、状況の推定と情報の収集による推論を実行する。ここでも、対象の地点での信念が閾値以上または閾値以下にならず、また、対象の地点以外のすべての地点の状態の不確実性が十分に減少した場合は、その次に期待自由エネルギーが小さい領域の位置へ推論の範囲を変更し、推論を実行する。以上を繰り返し行うことによって、システムがアクセスする情報源を増やしていくことができる。

この手法の利点としては、一度の推論では 3×3 の領域を対象にしたものであるため、状態の数は最大でも 2^9 であり、計算時間が抑えられる一方、推論の範囲を変更していくため、情報を収集する範囲を拡大させていくことができる点が挙げられる。

一方で欠点としては、それぞれの推論ではアクセス可能な情報源が限定されるため、マップ全体に能動推論を適用した場合よりも効率が悪くなる可能性がある。例えば、その地点から離れた場所にある情報源の情報が、最も対象の地点の状態を確定するのに最適である場合を考える。この時、マップ全域を対象にした推論では、期待自由エネルギーの最小化によって即座にその地点へアクセスすることが最良であると判断し、情報収集をすることができるのに対し、この手法では、開始直後はその情報源にアクセスすることができず、推論を行う領域がその情報源を含むまで、異なる情報源から情報を収集していく必要がある。最も対象の地点の状態を確定するのに最適な地点は、対象の地点に近い場所にあることが多いと考えられるため、このような状況が起きることは少ないと考えられるものの、こうした場合には、アクセスする情報源の選び方が非効率的になる可能性がある。

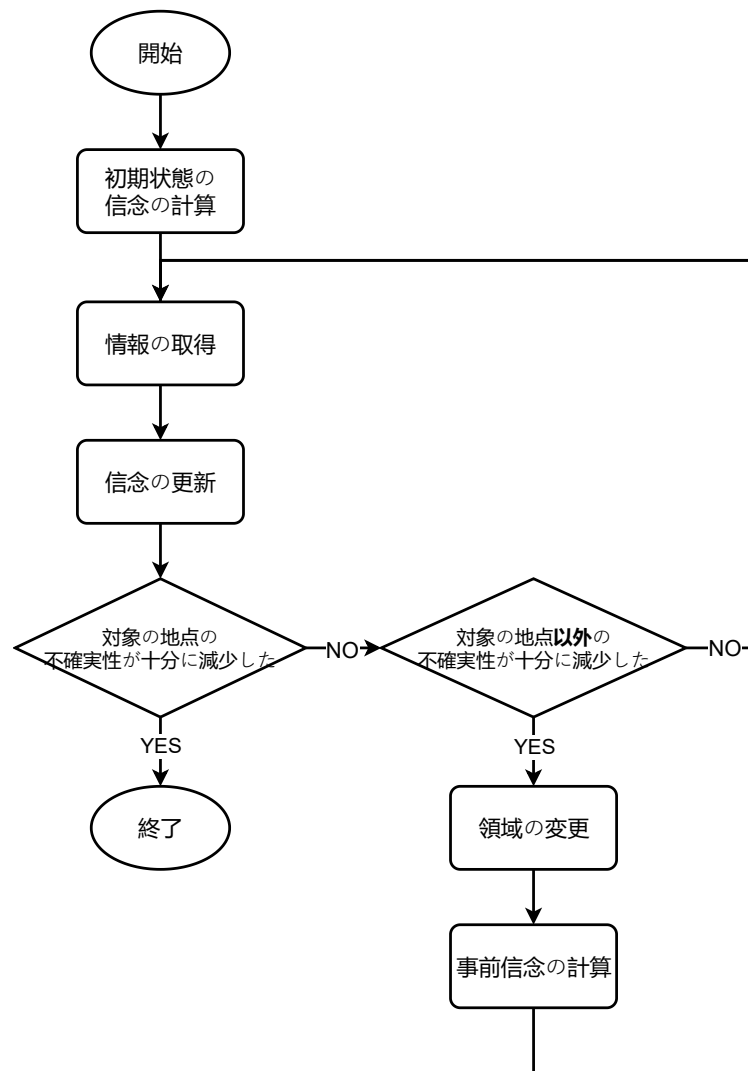


図 5: 推論の流れ

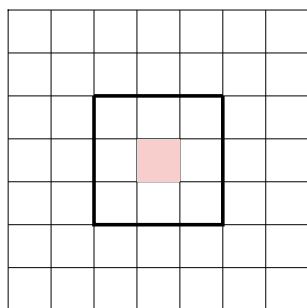


図 6: 推論を実行する領域-1

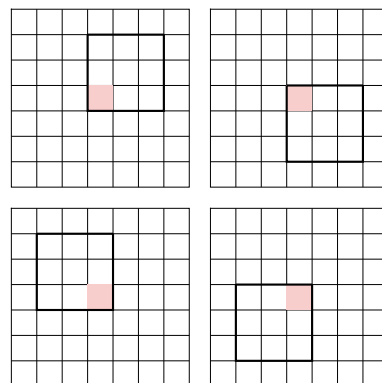


図 7: 推論を実行する領域-2

4 シミュレーション評価

4.1 シミュレーションの設定

4.1.1 環境の仕様

2024年8月の台風10号の際の偽情報を題材に、SNS等で武蔵小杉周辺の地域で洪水に関しての情報が発信された状況を想定する。

このシミュレーションでは、真の状態も3.3節で示したものと同様に、離散的なグリッドマップとして表現することができると仮定し、図8や図13で示すように武蔵小杉周辺の地域を分割する。なお、図8と図13は、国土地理院の公開する電子国土基本図[12]を加工して作成した。グリッドの各マスは、「マス内に浸水が発生している地点が存在する」と「マス内で浸水が発生していない」の2種類の状態をもち、このようなマスの状態の組み合わせとして氾濫の状況を単純化して表現する。また、このとき、浸水の高さやそのマス内での浸水の割合などは考慮しないものとする。

また、浸水の状況は時間経過によって変化せず、エージェントが動作しているあいだ、河川についての状況は一定だと仮定する。そのため、各タイムステップでは、エージェントがアクセスする情報源のみが変化する。

4.1.2 真偽判定の対象となる情報の仕様

SNS等を通じて、武蔵小杉周辺のある地点で浸水が発生している、または発生していないといった情報が発信された状況を想定する。ここでは、ある地点について浸水の発生の有無を伝える情報が発信されたと仮定し、浸水の高さや被害についての情報は考慮しないものとする。また、この情報は1つの地点で発信されたものとし、複数の地点で情報が発信された場合についても考慮しない。

4.1.3 情報源の仕様

カメラやセンサー等の浸水についての状況を提供する装置は情報源として単純化し、システムがアクセスした際に、グリッドマップにおいてそのセンサーが存在するマスが、「マス内に浸水が発生している地点が存在する」と「マス内で浸水が発生していない」のどちらの状態であるかの情報を提供する。このとき、提供する情報はそのマスの浸水の有無のみであり、浸水の程度や深さなどの情報や周辺のマスについて情報は提供しない。また、提供する情報は正確であり、情報源からの情報には偽情報が含まれていないと仮定する。そのため、



図 8: 小規模マップ

システムがアクセスしている情報源がグリッドマップの地点 (i, j) に存在するとき、観測は地点 (i, j) の状態 $s_{0,(i,j)}$ に対応した値になる。

ここでは、情報源は SNS 等の情報が発信されたマスを除くすべてのマスに存在していると仮定する。

4.1.4 システムの仕様

システムは、初期状態ではどの情報源にもアクセスしておらず、最初に行動を行うことによってはじめて情報源にアクセスするものとする。このとき、真偽判定の対象である情報そのものは推論に反映せず、シミュレーションにおいてもその内容については考慮しない。

また、システムは初期状態の信念として各氾濫状況の発生する確率を事前にハザードマップ等を用いてあらかじめ把握しているものとする。ここでは、国土交通省の公開している年超過率ごとの浸水想定図 [13] を用いて、年超過率 $\frac{1}{30}$ 、 $\frac{1}{50}$ 、 $\frac{1}{100}$ 、 $\frac{1}{200}$ の地図における想定浸水域をもとに初期状態の信念を設定する。なお、同じくハザードマップから得られる浸水の深さについての情報は、今回のシミュレーションでは反映しない。

4.2 小規模マップを用いた提案手法の評価

4.2.1 評価方法

この節では、3.3 節で述べた方法を 4×4 のマスに分割したマップ上で適用した場合に、対象の地点の氾濫の有無について想定通り判定することができるかを検証する。ここでは、3.4 節で述べた手法は適用せず、 4×4 のマップ全体に能動推論を適用する。

武蔵小杉周辺の地域を図8のように分割し、特定の地点での浸水の有無に関する情報がSNS等で発信された場合を想定し、このマスにおいて浸水が発生しているとする信念をシステムが情報源にアクセスするごとに計測する。ここでは、SNS等で発信された地点として、図8における青色の四角で示すマスAと赤色の四角で示すマスBの2通りの状況を想定する。マスAの地点は、図8で示す中でも比較的標高の低い地点で浸水が発生しやすく、一方で、マスBの地点は、河川に隣接しているものの標高が高いため、比較的浸水が発生しにくい地点である。

また、提案手法における情報源の選択方法によって、推論に効果的な情報源を取得していることを確認するため、情報源の選択を無作為に行った場合の信念の変化も測定し、100回実行した際の各ステップにおける信念の平均を示す。

4.2.2 評価の結果

図9と図11はマスAについての信念の変化を、図10と図12はマスBについての信念の変化をそれぞれ示している。グラフの橙色の線は提案手法、青色の線は無作為に選択した場合の平均の信念の変化を表す。

まず、どの地点でも浸水が発生していない場合には、図10と図9のいずれでも、0.0に収束していく様子が確認できる。これは、周囲の情報収集によって、対象の地点で浸水が発生しているとする信念が減少していることを表しており、この結果からその地点では氾濫は発生していないと判定することができる。特に、図9に関しては、無作為にアクセスする情報源を選択した場合の平均よりも早く、0.0に収束していく様子が確認でき、提案手法を用いることで、状況を推定するために必要な情報をより効率的に収集していることが分かる。

また、すべてのマスで浸水が発生している場合にはマスAの地点に関しては、図11で示すように信念が1.0に収束していき、そのマス内で浸水が発生していると判定することができる。無作為にアクセスする情報源を選択した場合と比較すると、無作為に選択した場合は緩やかに1.0に収束していくのに対し、提案手法では、開始直後から2ステップ目にかけて0.9程度まで急激に増加する様子が確認でき、より早く真の状態に近い値を得られていることが確認できる。マスBの地点に関しては、図12で示すように0.5に収束する様子が確認できる。これは、マスBはマップの中で浸水する確率が最も低い地点の一つであり、周辺の地点が浸水していると判明しても、マスBの地点では浸水が発生していると断定できないためだと考えられる。

以上より、提案手法を適用することによって、信念が0.0または1.0に収束していき、対象の地点での浸水の有無を判定できることが確認できる。一方で、状況によっては、周囲の情報を取得しても浸水の有無についての判断を行うことができない場合があり、このような

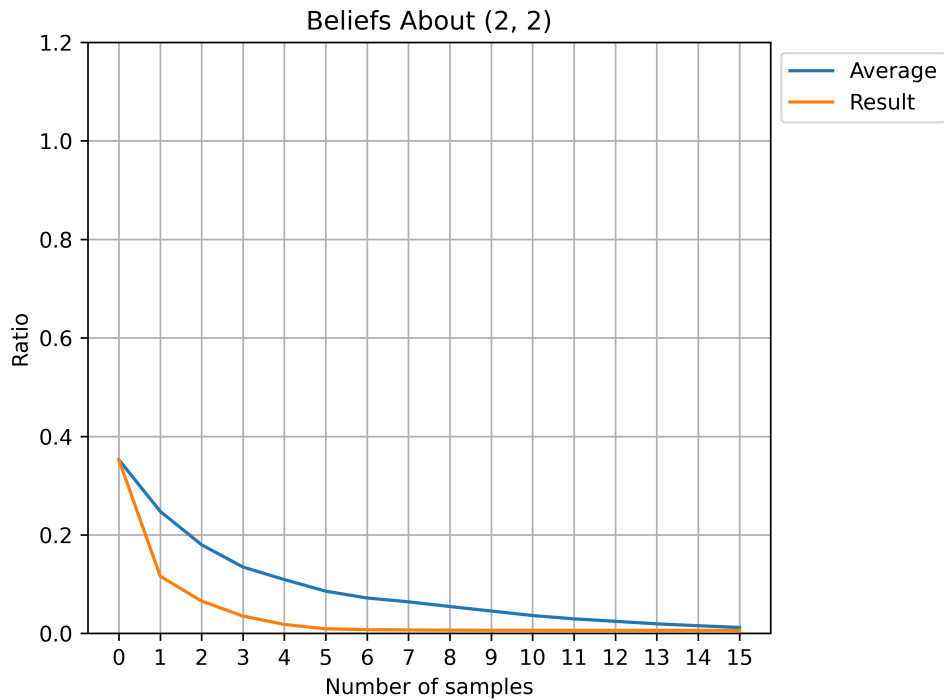


図 9: どの地点も浸水していない状況でのマス A についての信念

場合には 0.0 や 1.0 に収束しない場合があることも判明した。このような場合には、このシステムでは浸水の有無についての判断を行うことができないため、ドローンを派遣して直接その地点を確認するなど、別の手段による情報収集が必要になる。反対に、信念が 0.0 や 1.0 に収束しないことによって、システムがアクセス可能な情報源からでは浸水の有無を判定できないことがわかるため、より詳細な情報収集を始める際の基準にもなると考えられる。

また、情報源の選び方に関して、無作為にアクセスする情報源を選択した場合と比較すると、提案手法のほうが早く真の状態に近い値に収束していく傾向があり、期待自由エネルギーの最小化によって効率的に情報源の選択方法が行えていることがわかる。

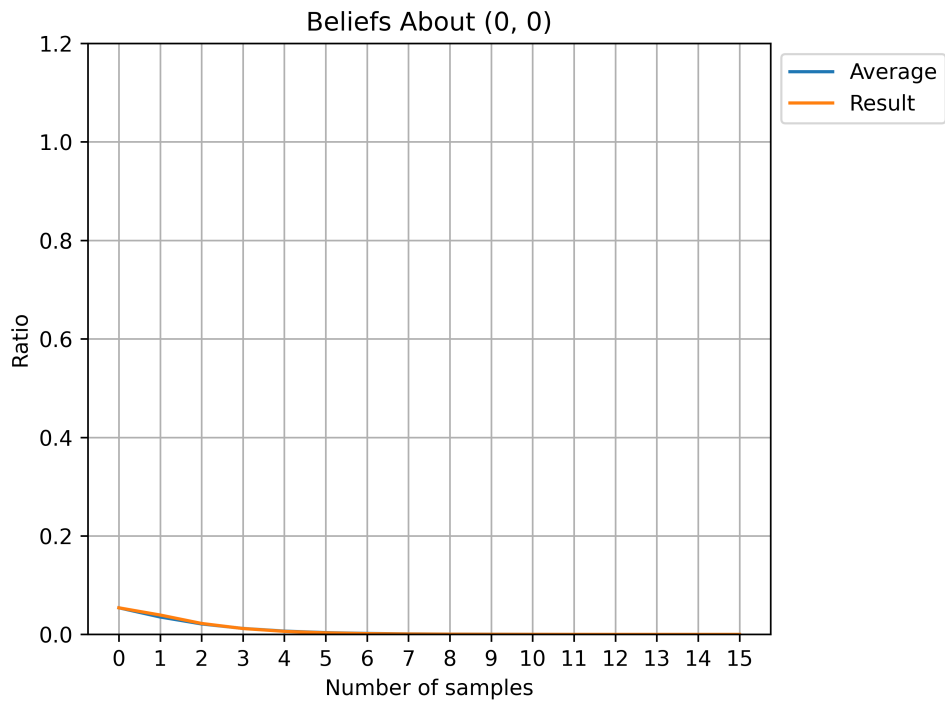


図 10: どの地点も浸水していない状況でのマス B についての信念

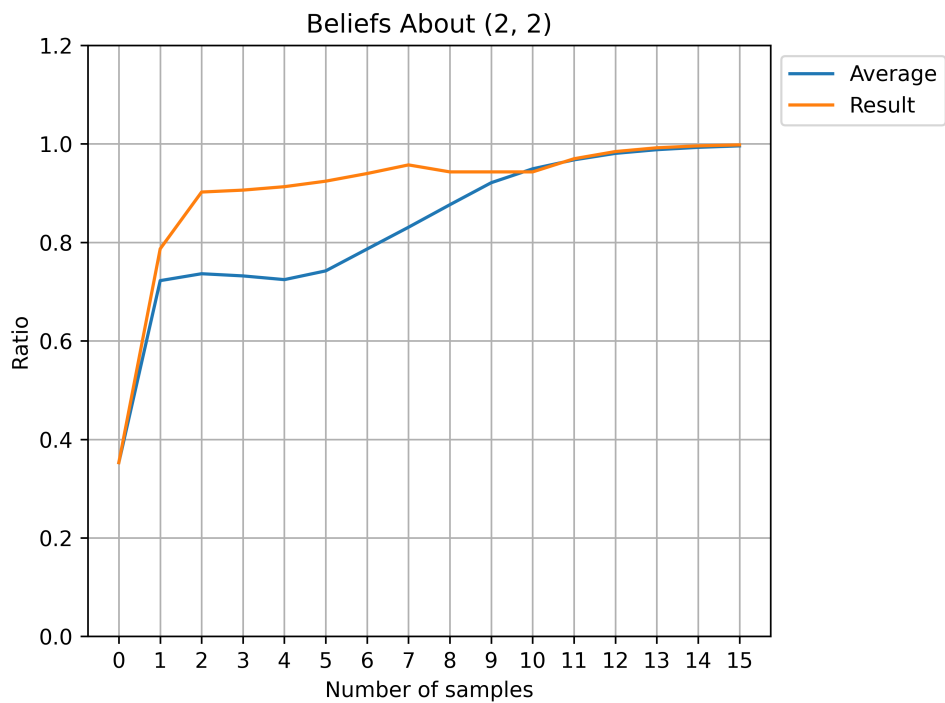


図 11: すべてのマスで浸水が発生している状況でのマス A についての信念

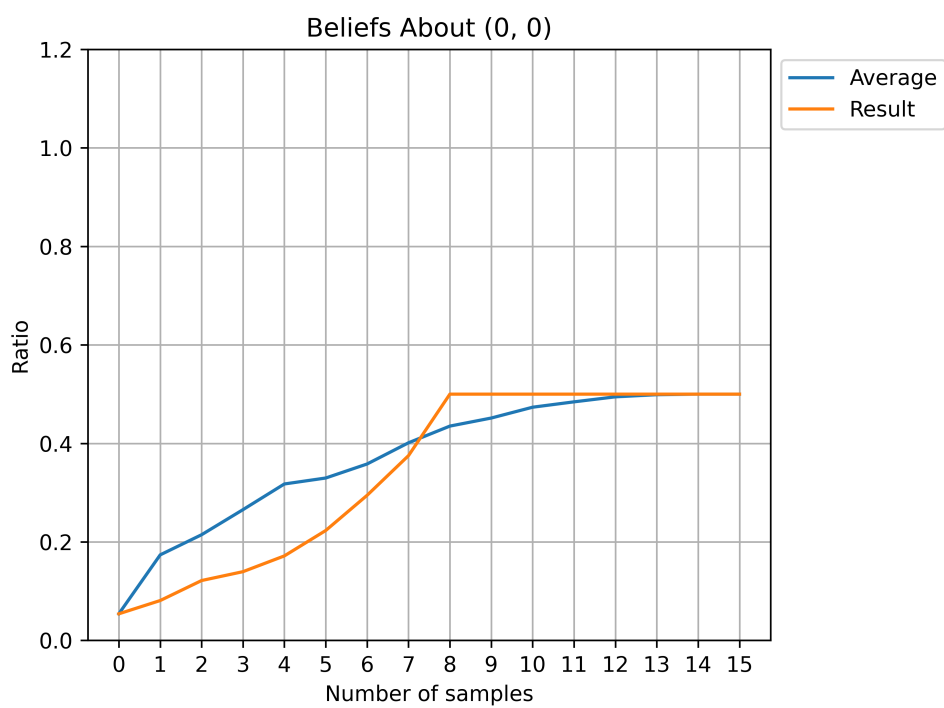


図 12: すべてのマスで浸水が発生している状況でのマス B についての信念

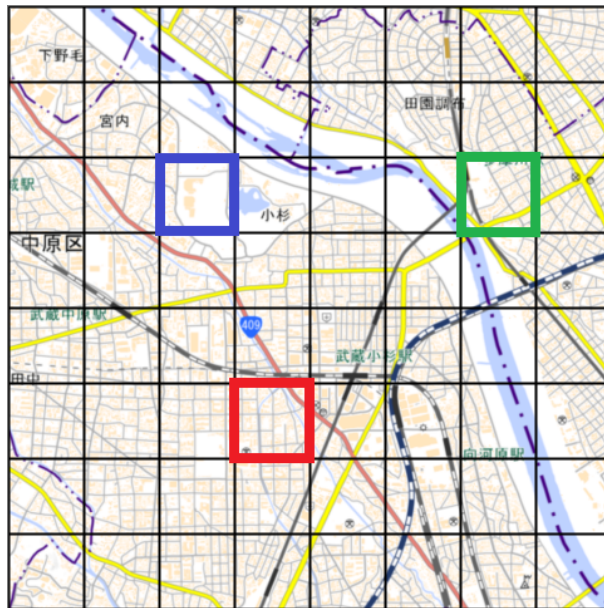


図 13: 広域マップ

4.3 広域マップを用いた提案手法の評価

4.3.1 評価方法

4.2 節では、一辺のマス数が 4 のマップでシミュレーションを実行したが、現実にはアクセス可能な情報源は広範囲に多数存在しているため、より広い範囲を対象とした環境で動作することが望まれる。一方で、3.4 節で述べた通り、計算時間はマップの一辺のマス数を n として、 $O(2^{n^2})$ で増加するため、マップの範囲を拡大していくと膨大な計算時間が必要になり、実行不可能になる。そこで、この節では 3.4 節で述べた手法を適用し、範囲をより拡張したマップでも正しく推論を行うことができることを示す。

ここでは、マップの範囲を図 13 で示すように拡大し、シミュレーションを実行した。図 13 中の青、赤、緑で示す 3 つのマス C、マス D、マス E について、それぞれを対象の地点として 3.4 節で述べた手法を実行し、対象の地点で浸水が発生しているとする信念の変化を測定する。マス C の地点は、4.2 節のマス A と同じ地点であり、浸水の発生しやすい地点である。また、マス D の地点は、浸水の起こりやすさはマス C と同じ程度だが、マス D から見て左側の領域は、比較的浸水が発生しにくい傾向がある。マス E の地点に関しては、川の左岸に位置しており、右岸の地域と比べて浸水が発生しにくい傾向がある。

ここでは、真の状態として、マップ内のどの地点でも浸水が発生していない状態、すべてのマスにおいて浸水が発生している地点が存在する状態、図 20 と図 24 で示す浸水が発生している地点が存在するマスとそうでないマスが混在する状態の計 4 つの場合についてそれぞれ

れシミュレーションを実行する。なお、図 20 と図 24 では、浸水が発生している地点が存在するマスは黄色、そうでないマスは紫色で示す。また、青色、赤色、緑色の四角で示されるマスは図 13 の同じ色のマスにそれぞれ対応する。

4.3.2 評価の結果

まず、マップ内のどの地点でも浸水が発生していない状態の時は図 14～図 16 で示すような信念の変化になった。この状況では、どのマスについても 0.0 に収束していくことが確認でき、それぞれの地点で浸水が発生していないと判定することができる。

また、すべてのマスにおいて浸水が発生している地点が存在する場合は図 17～図 19 で示すような結果になった。マス C については、1.0 に収束していく様子が確認でき、この地点では浸水が発生していると判定することができる。マス D の地点については、8 ステップ目までは対象の地点に隣接する領域での推論を行い、9 ステップ目からは右上の領域、13 ステップ目からは右下、17 ステップ目からは左上の領域について推論を行った。グラフでは、16 ステップ目までは、0.5 までは変化がなかった一方、17 ステップ目以降は、1.0 に収束していく様子が確認できるが、これは、推論を行う範囲が左上になったことによって、対象の地点よりも浸水が発生しやすい地点でも浸水が発生しているという情報を取得したためだと考えられる。また、マス E の地点に関しては、信念が 0.5 に収束しているが、これは 4.2 節の図 12 と同様に、マス E の地点はマップ内で最も氾濫が発生しにくい地点の一つであるためだと考えられる。

さらに図 20 と図 24 で示すような浸水が発生している地点としていない地点が混在する状態での信念の変化を測定したところ、図 20 の状況では図 21～図 23 のように、図 24 の状況では図 25～図 27 のように変化した。マス C とマス D の地点に関しては、前述の状態と同様に、1.0 や 0.0 に収束していく様子が確認できた。図 21 については、0.5 に収束しているが、これはマス C と同程度に浸水が発生しやすい地点において、浸水している場合と浸水していない場合の両方が存在するためだと考えられる。このような場合にも、周辺のマスの情報からでは浸水の有無を判定することはできないため、別の手段による判定が必要になる。また、マス E の地点に関しては、増減を繰り返しながら下がっていく様子が確認され、不確かさはあるものの、対象の地点では浸水が発生していない可能性が高いと判断することができる。

以上のように、3.4 節で述べた手法を用いることによって、より広い範囲を対象とした情報の収集と状態の推定を期待通り行えることが分かる。特に、図 18 や図 23 では対象のマスに隣接する 3×3 マスの推論では状態が確定しなかったが、推論を行う範囲をスライドすることによって、状況を確定させるのに有効な情報を取得し、信念が 1.0 や 0.0 に収束するこ

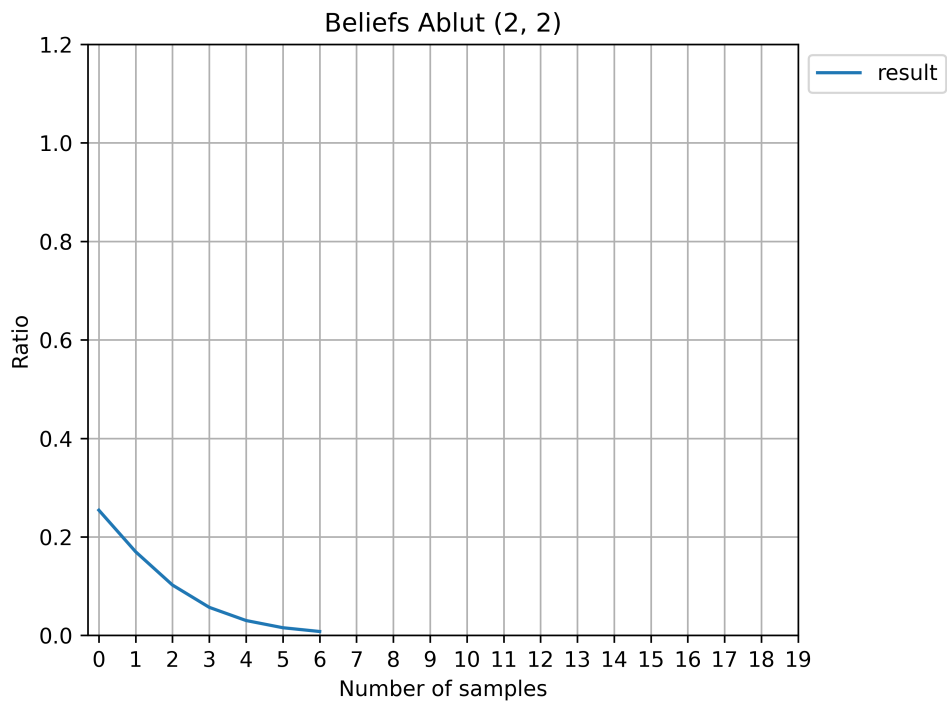


図 14: 氾濫が発生していない場合のマス C の信念

とが確認できた。

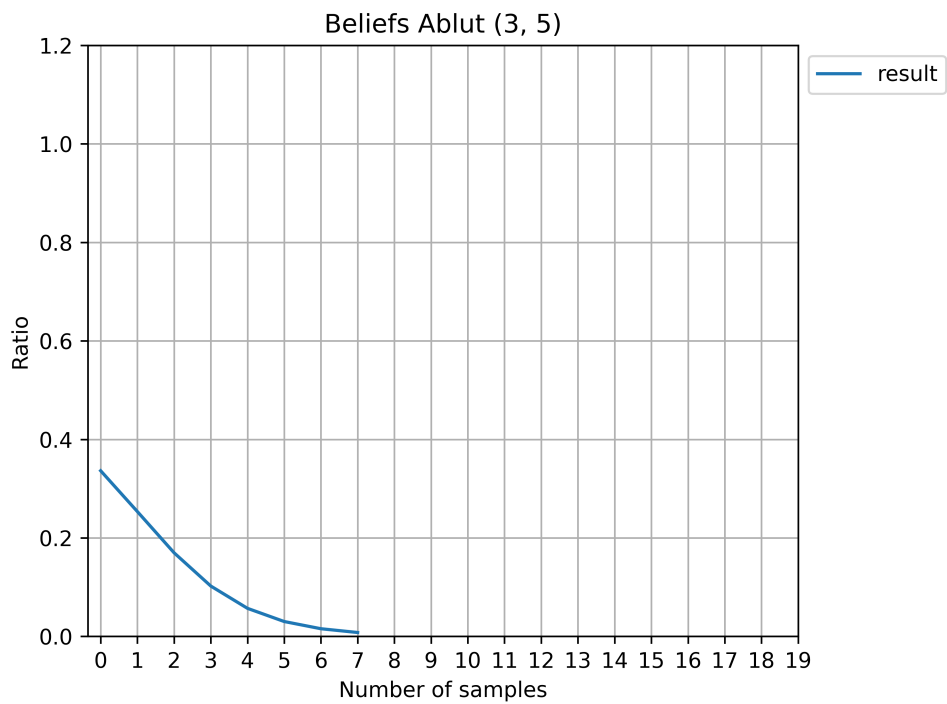


図 15: 氾濫が発生していない場合のマス D の信念

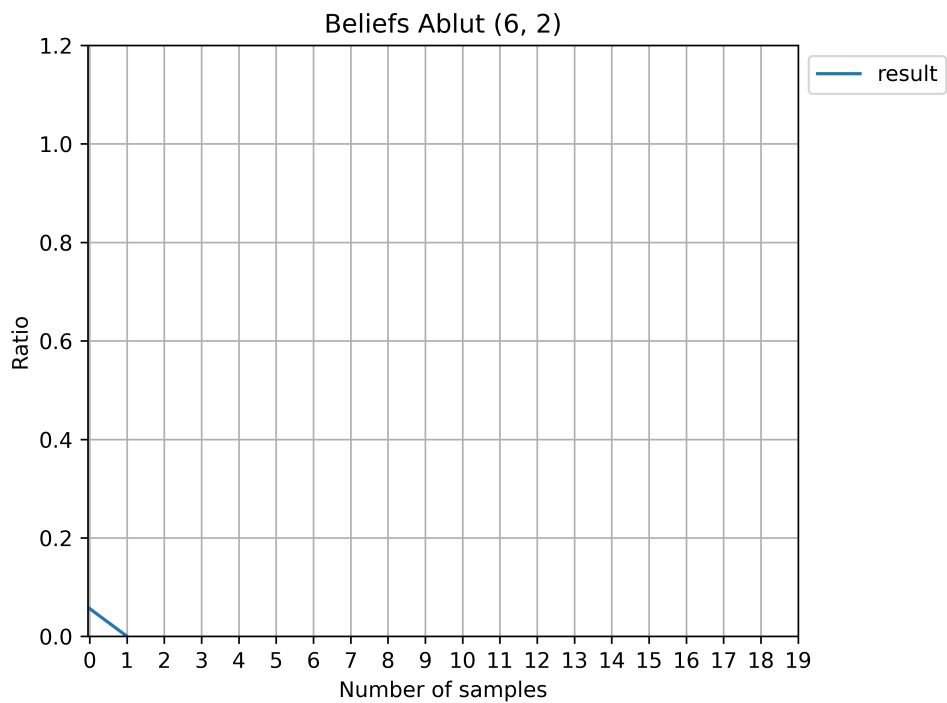


図 16: 氾濫が発生していない場合のマス E の信念

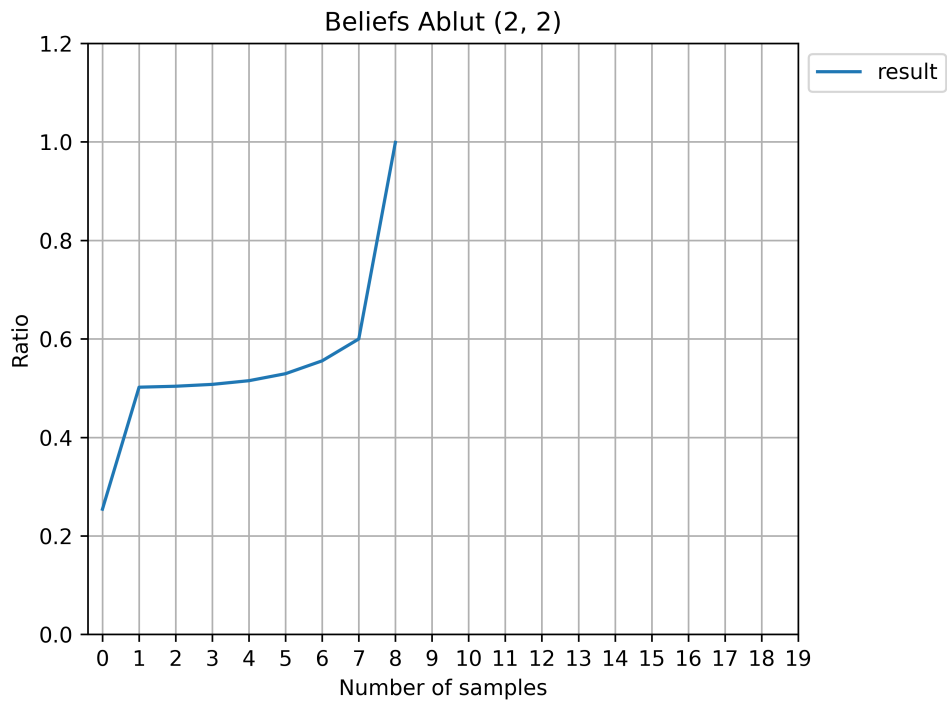


図 17: すべてのマスが浸水している場合のマス C の信念

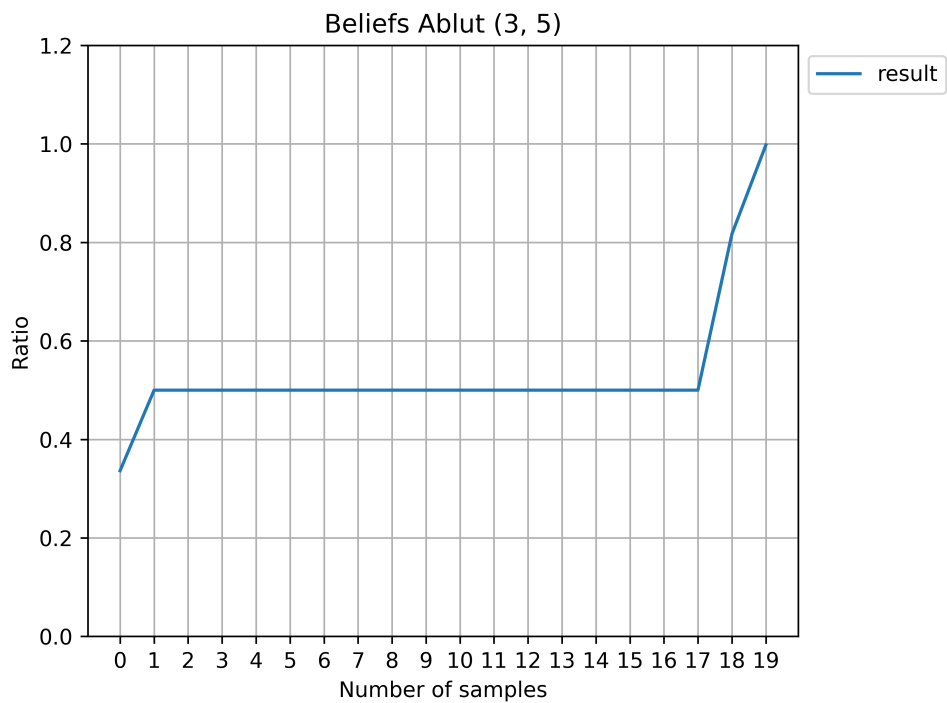


図 18: すべてのマスが浸水している場合のマス D の信念

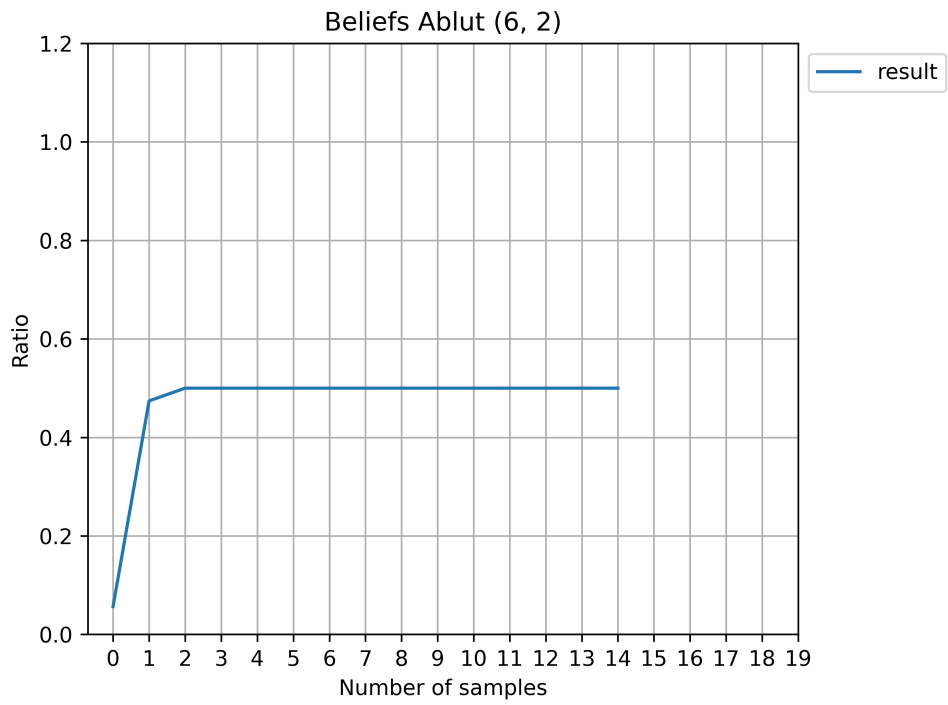


図 19: すべてのマスが浸水している場合のマス E の信念

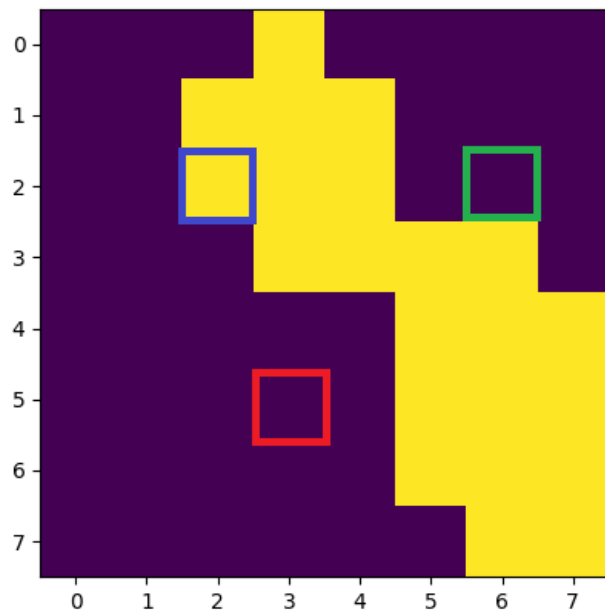


図 20: 浸水状態の真値 (パターン 1)

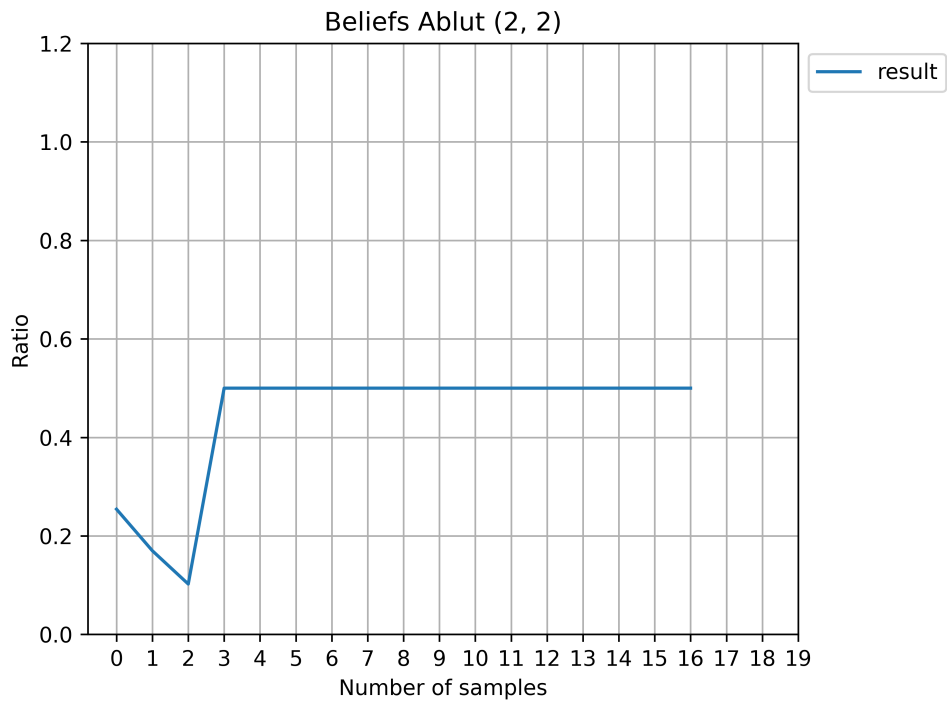


図 21: パターン 1 でのマス C の信念

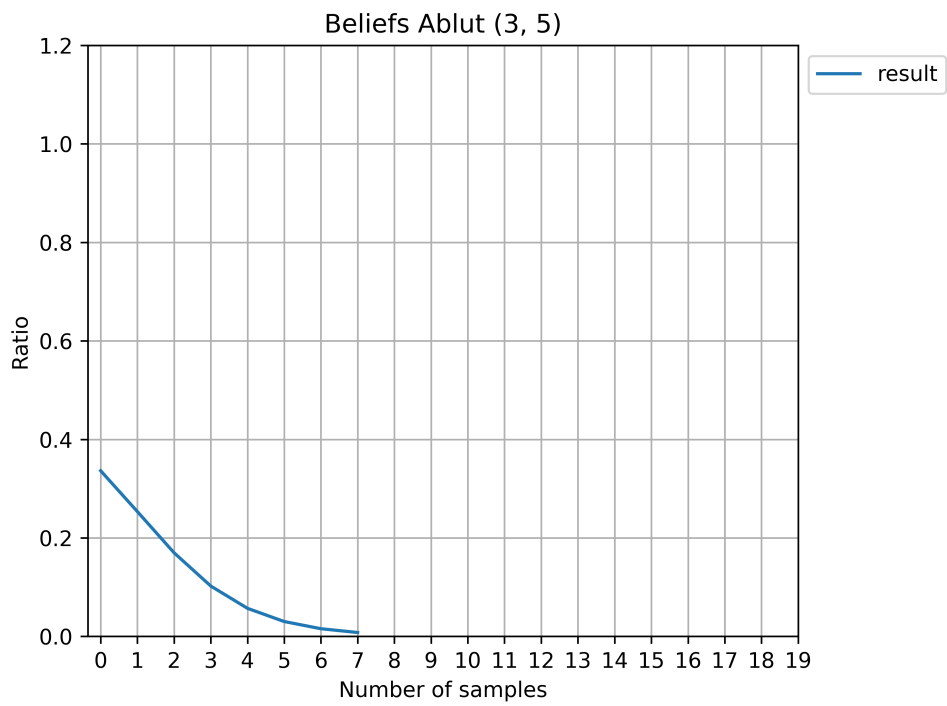


図 22: パターン 1 でのマス D の信念

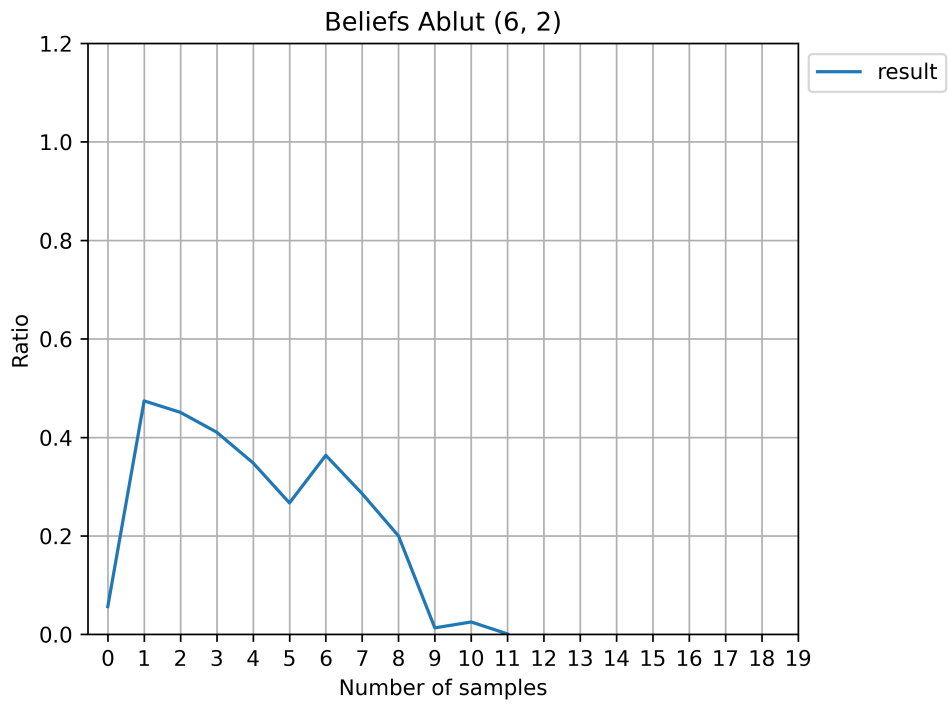


図 23: パターン 1 でのマス E の信念

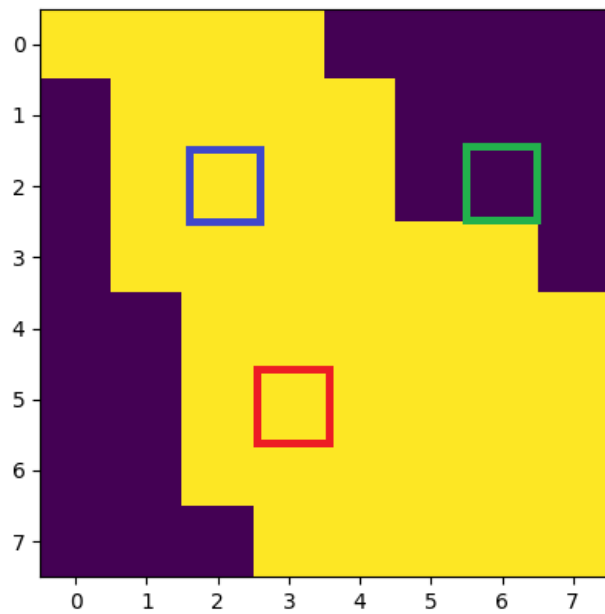


図 24: 浸水状態の真値 (パターン 2)

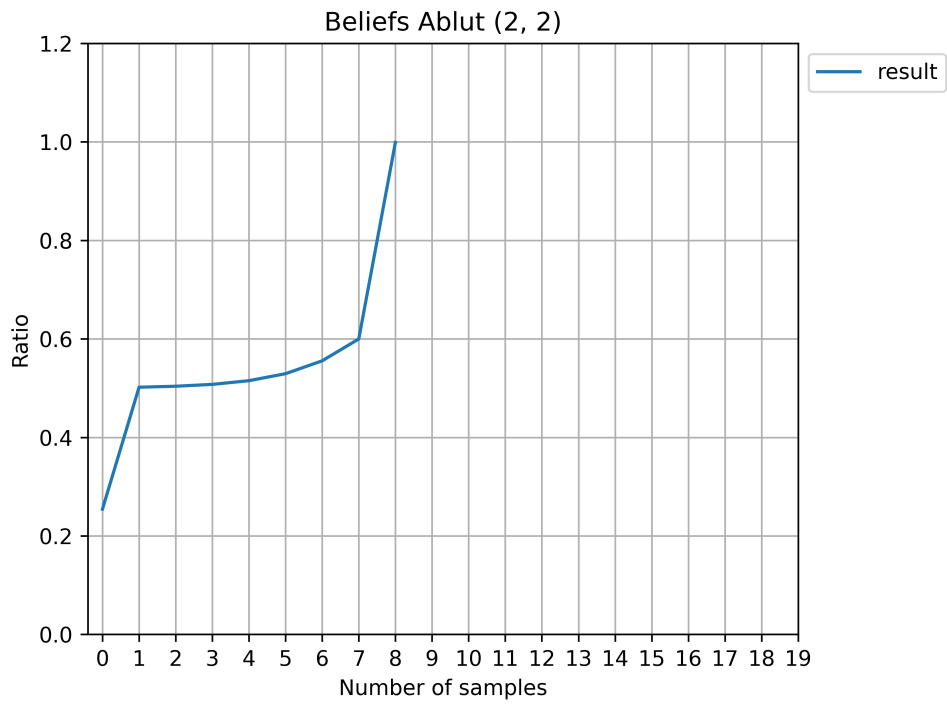


図 25: パターン 2 でのマス C の信念

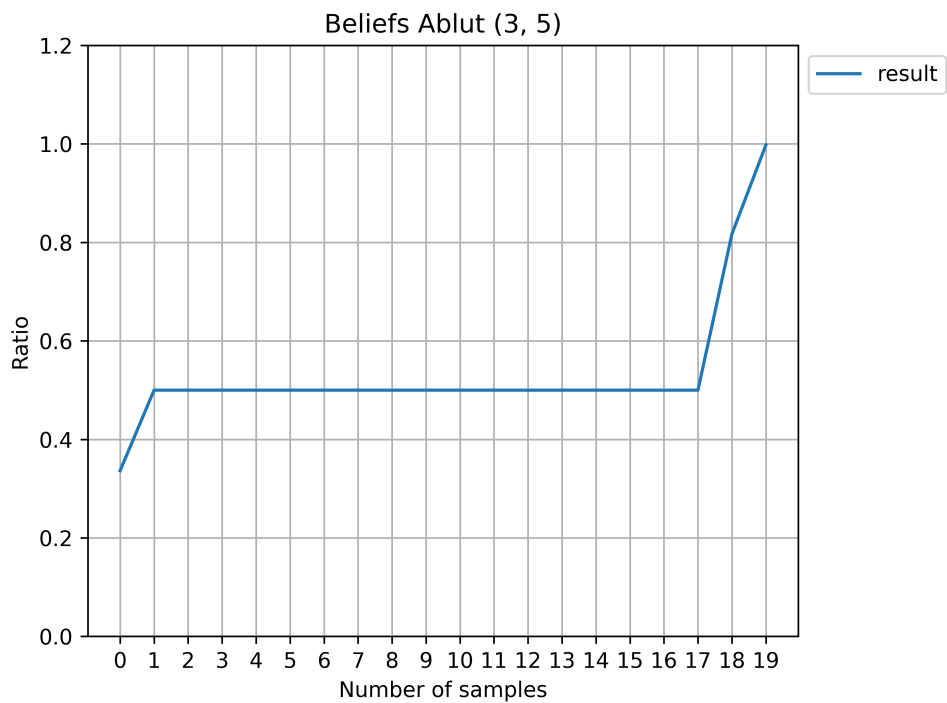


図 26: パターン 2 でのマス D の信念

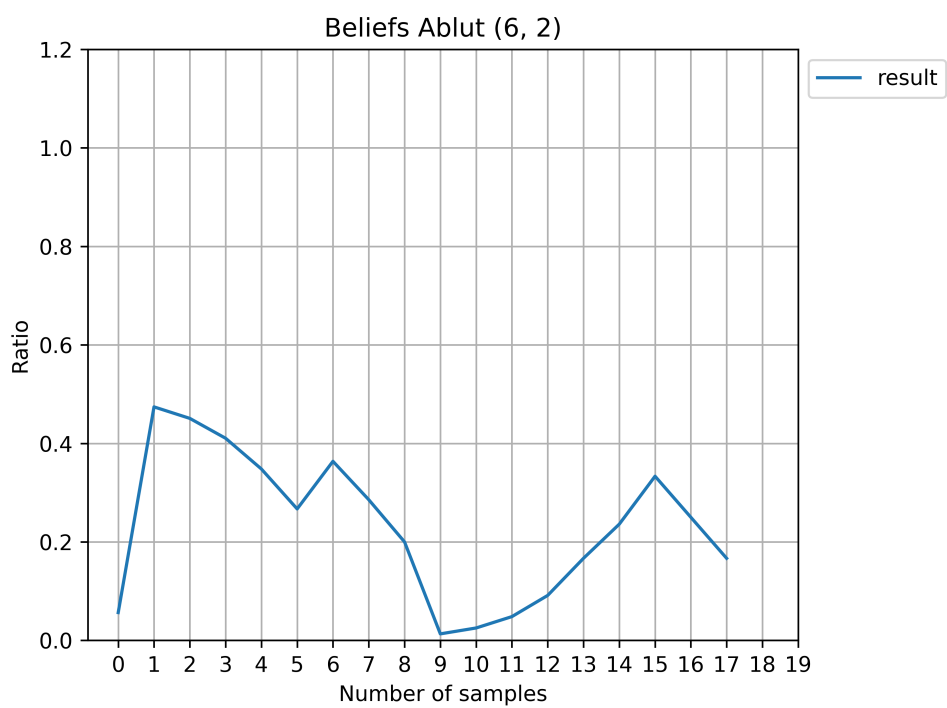


図 27: パターン 2 でのマス E の信念

5 おわりに

本報告では、河川氾濫における偽情報を題材に、IoT センサーを選択して能動的に情報取得を行うことによって、その真偽を判定するための情報を提供する手法を提案し、シミュレーションによる有効性を示した。提案手法における、想定される河川周辺の状況、センサー類からの情報、アクセス先のセンサーの切り替えといった各種要素を能動推論における、状態、観測、行動にそれぞれ対応づけ、自由エネルギーの最小化によって、状態推定と情報取得が実装できることを示した。また、2024年8月の台風10号の際の偽情報を題材に、武蔵小杉周辺の地域を想定した環境でシミュレーションを実行し、それぞれの氾濫状況に対して、適切に推論を行い、浸水の有無に対する判定を行えることを確認した。

提案手法の評価では、架空の氾濫が発生している状況を設定し、カメラやセンサー等も「浸水が発生している」と「浸水が発生していない」の二値の情報のみを与えるものとした単純化された環境での検証に留まっている。そのため、今後は過去の水位計等から取得したデータをシミュレーションに用いるなど、実例をもとにした環境で検証を行う予定である。また、このような実際の環境下では、推論を行う範囲のすべての場所に自治体の提供するライブカメラやセンサーなど、信頼のできる情報源が存在するとは限らないと考えられる。こうした場合には、公共の情報源だけではなく、個人の保有しているカメラやスマートフォンのセンサー等を活用することも考えられるが、これらは公共のものとは異なり、誤った情報を提供する可能性がある。この点については、提案手法においては、ある状態の時に情報源がある情報を与える確率分布として $P(o|s)$ を用いているが、この値を情報源の信頼性によって変更していくことで、このような情報源が不正確な情報を与える可能性がある場合にも対応することができると考えており、方式の考案と検証に今後取り組んでいく。

また、本報告ではマップのスケールが拡大した場合にも、計算量を削減する方法として3.4節で推論の範囲をスライドしていく手法を提案した。この手法を用いることで、非常に広大なマップにおいても計算可能になると考えているが、本報告で実施したシミュレーションでは、最大でも真偽判定の対象の地点を中心とした 5×5 マスまでの情報源を対象とした情報取得を扱っているため、より広域かつ多数のIoTセンサーがある環境での評価が必要であると考えている。

謝辞

本報告を終えるにあたり、ご多忙の中、ご指導・ご助言を賜りました大阪大学大学院情報科学研究科の村田正幸教授に深く感謝いたします。また、本報告において直接ご指導いただきました大阪大学大学院情報科学研究科の荒川伸一准教授には日頃より熱心にご指導を頂きましたことを心より御礼申し上げます。最後に、本報告の作成にあたり貴重な助言をくださった大阪大学大学院情報科学研究科村田研究室の皆様に厚く感謝の意を表します。

参考文献

- [1] 総務省, “令和 5 年版 情報通信白書 | 偽・誤情報の拡散,” <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/r05/html/nd123140.html>, 2023, (Accessed: 2024-12-14).
- [2] NHK, “偽情報広がる “多摩川氾濫” 台風 10 号で実際と違う画像使い x に投稿 インプレゾンビやスパムによるものか,” <https://www3.nhk.or.jp/news/html/20240830/k10014566261000.html>, 2024, (Accessed: 2024-12-14).
- [3] 国土交通省, “水文水質データベース,” <http://www1.river.go.jp>, (Accessed: 2024-12-23).
- [4] R. Smith, K. J. Friston, and C. J. Whyte, “A step-by-step tutorial on active inference and its application to empirical data,” *Journal of Mathematical Psychology*, vol. 107, pp. 1–60, Feb. 2022.
- [5] C. Heins, B. Millidge, D. Demekas, B. Klein, K. Friston, I. D. Couzin, and A. Tschantz, “pymdp: A python library for active inference in discrete state spaces,” *Journal of Open Source Software*, vol. 7, no. 73, p. 4098, 2022.
- [6] O. Çatal, T. Verbelen, T. V. de Maele, B. Dhoedt, and A. Safron, “Robot navigation as hierarchical active inference,” *Neural Networks*, vol. 142, pp. 192–204, Apr. 2021.
- [7] 山口 真一, “偽・誤情報の現状とこれから求められる対策,” 総務省 プラットフォームサービスに関する研究会, 2023.
- [8] M. S. Rana, M. N. Nobi, B. Murali, and A. H. Sung, “Deepfake detection: A systematic literature review,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 25 494–25 513, Jan. 2022.
- [9] Z. Xu, J. Liu, W. Lu, B. Xu, X. Zhao, B. Li, and J. Huang, “Detecting facial manipulated videos based on set convolutional neural networks,” *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 77, pp. 1–9, 2021.
- [10] L. Blue, K. Warren, H. Abdullah, C. Gibson, L. Vargas, J. O’Dell, K. Butler, and P. Traynor, “Who are you (I really wanna know)? Detecting audio DeepFakes

- through vocal tract reconstruction,” in *Proceedings of 31st USENIX Security Symposium (USENIX Security 22)*. Boston, MA: USENIX Association, Aug. 2022, pp. 2691–2708.
- [11] 富士通株式会社, “富士通と産学組織が9者で共創し、世界初の偽情報対策プラットフォームの構築を開始,” <https://pr.fujitsu.com/jp/news/2024/10/16.html>, 2024, (Accessed: 2025-01-21).
- [12] 国土地理院, “地理院タイル一覧,” <https://maps.gsi.go.jp/development/ichiran.html>, (Accessed: 2025-02-03).
- [13] 国土交通省 関東地方整備局, “流域治水プロジェクト — 京浜河川事務所,” https://www.ktr.mlit.go.jp/keihin/keihin_index136.html, (Accessed: 2025-01-26).