情報概念の意味論的な側面をどのように測定するか

榎本啄杜

1. はじめに

何かについての「情報量」とは、一般的には、情報（通信）理論において用いられる自己情報量（$-\log p$）やその期待値であるエントロピー（$-\Sigma p \log p$）のことを指す。それによれば、ある出来事が生起したとき、その出来事がどの程度生起しづらいかを測定したものが情報の量である。この情報量の考え方は直観にもある程度適っており、（1）「異なる情報を足し合わせれば、その量も足し合わせたものになりそうだ」という加法性にまつわる直観と、（2）「情報を得ることで、それが表現するものについての不確実さが減りそうだ」という負の相関関係にまつわる直観の2つを同時に満たすことができる点で優れている（cf. Adriaans 2020）。

ところで情報概念は、そのあり方が還元的であれ非還元的であれ(1)、使用される文脈に応じてニュアンスが異なる多義的な概念であることがさまざまな論者によって指摘されている（cf. Shannon 1993; Floridi 2010; D'Alfonso 2012; 榎本 forthcoming）。情報概念の多元論者であるフロリディによると、上で述べた「情報量」は多義的な情報概念のうち「データ」と呼ばれるものについての量であり、我々が日常生活で使用している情報概念に近しいとされる「意味論的内容」と呼ばれるものについての量を述べたものではない（Floridi 2010）。

一方では、「データ」の量を考える場合と同じ発想、つまり「生起しづらさ」の観点を「意味論的内容」にも適用するのがよいと考える論者もいる（cf. Bar-Hillel and Carnap 1952; Dretske 1981）(2)。しかし他方では、意味（meaning）を捨象している「データ」とは異なり、それをもつ「意味論的内

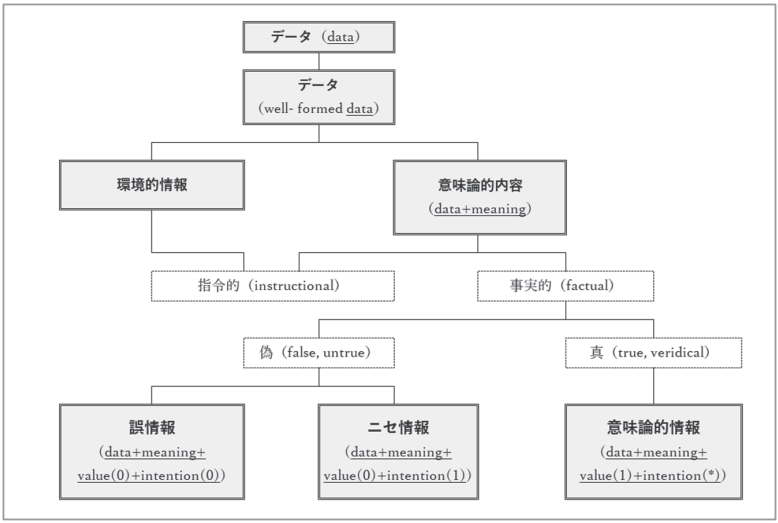

図1　情報概念マップ（榎本 forthcoming）

容」に対しては異なるアプローチをもって量を測定すべきだと考える論者も多く、近年ではこちらの方が主流である（cf. Floridi 2004; Skyrms 2010; D'Alfonso 2012）。

この流れを受けて、本稿では「意味論的内容」の量を測定する際に着目できるいくつかの側面を整理したうえで（第2節）、先行研究が重視してきた観点とは異なり「類似性」の側面に着目する必要性を指摘し（第3節）、その課題を検討する（第4節）。本稿によって、「意味論的内容」としての情報それ自体がもつ mind-independent な性質と、情報利得に代表されるような受け手重視の mind-dependent な性質の橋渡しを築く土台を固められることが期待できる（第5節）。

2. 情報「量」概念の多義性

第1節でも述べたように、情報概念は多義的であり、そのうちどの要素を計算の対象にするのかが問題となっていた。また、本稿では数ある要素のうち「データ」ではなく「意味論的内容」の量を測定したい旨についてもすでに述べた通りである。

しかし、測定の対象は確定させたものの、それをどのように測定するかについては未だ特定されておらず、これも多義的である。というのも、日常的な用法としての情報量概念は伝統的に informativeness と表現されてきたが、この informativeness という表現が具体的に何を指しているのかが歴史的に入り組んでいるためである(3)。

フォックスの整理によると、informativeness の解釈は大き

く「convey 型」と「contain 型」の2つに分けることができる（Fox 1983）。前者の convey 型とは情報の受け手である主体ベースの量のことであり、受け手にとっての意義の量や心理的驚きの量、あるいは受け取った際に生じる信念状態の変化度合いを意味する。一方、後者の contain 型とは情報そのものが持つ内容ベースの量のことであり、命題の内容量や真理らしさ（truthlikeness）の度合い、あるいは対象をどの程度うまくモデリングできているかの度合いを意味する。注意したいのは、これらのうちどちらか一方が正しく唯一の情報量理論があるというわけではなく、情報のどの側面を測りたいのかという意図次第で、いくつかの測り方がもっともらしく認められるであろうことである。

ただし、いくつかの測り方が可能であるからといって、なんでもありというわけではない。「情報」の量であるからには満たしておきたい直観的な条件・基準は、形式的ではないもののこれまでに様々な論者によって提示されている。たとえば、主体にとっての意義としての用法を反映できているかどうかは典型的だろう。この観点から考えれば、contain 型の情報量は受け手となる主体ごとの違いを表現しづらいために評価が下がるとされている。他方で、「情報は正しいほど望ましく、事実を反映していないほど望ましくない」という別の種類の直観は contain 型の方が表現しやすく、一長一短だと言える。

そこで本稿では、試験的に contain 型の発想を土台として、convey 型と contain 型の長所を生かした情報量理論の構築を目指すこととする。これは、ただちに convey 型の情報量を求めるのではなく、contain 型の情報量を経由・利用することで最終的に convey 型の情報量をステップ・バイ・ステップで求めることができるのではないか、という筆者のモチベーションに基づいている。ただし、convey 型の情報量を直接求めようとするアプローチを否定しているわけではないことに注意されたい。

3．フロリディの量理論に見る contain 型情報量

近年における contain 型の代表例は、フロリディによる「強い意味論的情報理論（Theory of Strongly Semantic Information; TSSI）」である（Floridi 2004; 2011）。これは真理値（truth value）と意味論的食い違い（semantic discrepancy）から情報量を求めるアプローチであり、大きく以下の3つの手順に沿って計算が行われる。

（a）情報のインスタンスを命題の部分集合とみなし、考察対象を真理値を担うものだけに絞る
（b）情報のインスタンスを真のものと偽のものに分ける
（c）当該情報が指示対象をどの程度うまく捉えているかを表現するため、次の手順に従って導き出された数を二乗したうえで1の補数をとる
　（ア）偽の場合は、文字列のうちに含まれる誤りの原子命題数を文字列の数で割る
　（イ）真の場合は、当該情報と整合的な状態の数を全状

態数で割る

フロリディ自身はTSSIによる具体的な計算結果を示していないが、筆者による計算の結果、たとえば3つの個体〈a, b, c〉と2つの述語〈G, H〉の状態記述を考えた場合、偽のときは表1で示されるような値が導き出された。

もう少しグラフィカルに見れば、TSSIによる情報量の計算結果は図2のようになる。フロリディはcontain型の中でも現実世界のモデリング度合いとして情報量を捉えているので、現実世界をぴたりと言い当てられている場合（意味論的食い違いが0のとき）には情報量は最大値を取る。一方、現実世界が遠くなればなるほど情報量は低くなり、トートロジー（意味論的食い違いが+1のとき）や矛盾式（意味論的食い違いが−1のとき）は最も現実世界から遠いためにゼロとなる。

TSSIによる計算結果はcontain型に求められる直観を数多く満たしており、有力な候補としてみなすことができる。ところが、TSSIには見過ごせない2つの欠陥があることがダルフォンソによって指摘されている（D'Alfonso 2012）。第一に、TSSIは偽の場合に計算できないことが多い。というのも、表1は計算できる場合のインスタンスだけを列挙しているが、インスタンスの文字列数が特定の条件を満たさない場合、計算を最後まで遂行する手段が明示されていないからである（表2も参照）。その手段を開発できない限り、TSSIは限られた場面でしか用いることができないという欠点を持つことになる。

第二に、TSSIは真の場合と偽の場合で計算方法を根本的に変えており、一貫性がない。そもそもフロリディは、意味論的情報を現実世界の「モデル」として考えているのであった（Floridi 2019）。すると、榎本が論じているように、情報を定量的に評価するうえでその真理値は重要ではなく、むしろ対象との類似性を中心に、真偽の区別なく考える方がよいのではないかという疑念が生じる（榎本 2024）。以下では「現実世界のモデリング」というフロリディの発想を活用しながらも、真理値を用いない方法によるcontain型の情報量理論の改善を試みる。

4．ニイニイルオトと情報量を繋ぐ

ここで、もともとは情報量の理論として発明されたものではないニイニイルオトの真理らしさ・距離アプローチを、contain型の情報量だとみなして論を進める。ニイニイルオトの距離アプローチは状態記述で計算され、言明Aと現実Tとの距離を$\Delta(A,T)$として、1との補数をとったものが求めるべき値である（$Tr(A,T) = 1 - \Delta(A,T)$）。この距離$\Delta(A,T)$をどのように解釈すべきかで、ニイニイルオトによれば6つの有力な選択肢がある（Niiniluoto 1987）[4]。

① $\Delta_{min}(A,T)$：最小値
② $\Delta_{max}(A,T)$：最大値
③ $\Delta_{sum}(A,T)$：合計値

表1　TSSIによる情報量の計算表

#	a	a	b	b	c	c	エラー数	情報量	#	a	a	b	b	c	c	エラー数	情報量
1	aG	∧ aH	∧ bG	∧ bH	∧ cG	∧ cH	0	1.00	33	a¬G	∧ aH	∧ bG	∧ bH	∧ cG	∧ cH	1	0.97
2	aG	∧ aH	∧ bG	∧ bH	∧ cG	∧ c¬H	1	0.97	34	a¬G	∧ aH	∧ bG	∧ bH	∧ cG	∧ c¬H	2	0.89
3	aG	∧ aH	∧ bG	∧ bH	∧ c¬G	∧ cH	1	0.97	35	a¬G	∧ aH	∧ bG	∧ bH	∧ c¬G	∧ cH	2	0.89
4	aG	∧ aH	∧ bG	∧ bH	∧ c¬G	∧ c¬H	2	0.89	36	a¬G	∧ aH	∧ bG	∧ bH	∧ c¬G	∧ c¬H	3	0.75
5	aG	∧ aH	∧ bG	∧ b¬H	∧ cG	∧ cH	1	0.97	37	a¬G	∧ aH	∧ bG	∧ b¬H	∧ cG	∧ cH	2	0.89
6	aG	∧ aH	∧ bG	∧ b¬H	∧ cG	∧ c¬H	2	0.89	38	a¬G	∧ aH	∧ bG	∧ b¬H	∧ cG	∧ c¬H	3	0.75
7	aG	∧ aH	∧ bG	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ cH	2	0.89	39	a¬G	∧ aH	∧ bG	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ cH	3	0.75
8	aG	∧ aH	∧ bG	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ c¬H	3	0.75	40	a¬G	∧ aH	∧ bG	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ c¬H	4	0.56
9	aG	∧ aH	∧ b¬G	∧ bH	∧ cG	∧ cH	1	0.97	41	a¬G	∧ aH	∧ b¬G	∧ bH	∧ cG	∧ cH	2	0.89
10	aG	∧ aH	∧ b¬G	∧ bH	∧ cG	∧ c¬H	2	0.89	42	a¬G	∧ aH	∧ b¬G	∧ bH	∧ cG	∧ c¬H	3	0.75
11	aG	∧ aH	∧ b¬G	∧ bH	∧ c¬G	∧ cH	2	0.89	43	a¬G	∧ aH	∧ b¬G	∧ bH	∧ c¬G	∧ cH	3	0.75
12	aG	∧ aH	∧ b¬G	∧ bH	∧ c¬G	∧ c¬H	3	0.75	44	a¬G	∧ aH	∧ b¬G	∧ bH	∧ c¬G	∧ c¬H	4	0.56
13	aG	∧ aH	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ cG	∧ cH	2	0.89	45	a¬G	∧ aH	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ cG	∧ cH	3	0.75
14	aG	∧ aH	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ cG	∧ c¬H	3	0.75	46	a¬G	∧ aH	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ cG	∧ c¬H	4	0.56
15	aG	∧ aH	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ cH	3	0.75	47	a¬G	∧ aH	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ cH	4	0.56
16	aG	∧ aH	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ c¬H	4	0.56	48	a¬G	∧ aH	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ c¬H	5	0.31
17	aG	∧ a¬H	∧ bG	∧ bH	∧ cG	∧ cH	1	0.97	49	a¬G	∧ a¬H	∧ bG	∧ bH	∧ cG	∧ cH	2	0.89
18	aG	∧ a¬H	∧ bG	∧ bH	∧ cG	∧ c¬H	2	0.89	50	a¬G	∧ a¬H	∧ bG	∧ bH	∧ cG	∧ c¬H	3	0.75
19	aG	∧ a¬H	∧ bG	∧ bH	∧ c¬G	∧ cH	2	0.89	51	a¬G	∧ a¬H	∧ bG	∧ bH	∧ c¬G	∧ cH	3	0.75
20	aG	∧ a¬H	∧ bG	∧ bH	∧ c¬G	∧ c¬H	3	0.75	52	a¬G	∧ a¬H	∧ bG	∧ bH	∧ c¬G	∧ c¬H	4	0.56
21	aG	∧ a¬H	∧ bG	∧ b¬H	∧ cG	∧ cH	2	0.89	53	a¬G	∧ a¬H	∧ bG	∧ b¬H	∧ cG	∧ cH	3	0.75
22	aG	∧ a¬H	∧ bG	∧ b¬H	∧ cG	∧ c¬H	3	0.75	54	a¬G	∧ a¬H	∧ bG	∧ b¬H	∧ cG	∧ c¬H	4	0.56
23	aG	∧ a¬H	∧ bG	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ cH	3	0.75	55	a¬G	∧ a¬H	∧ bG	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ cH	4	0.56
24	aG	∧ a¬H	∧ bG	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ c¬H	4	0.56	56	a¬G	∧ a¬H	∧ bG	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ c¬H	5	0.31
25	aG	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ bH	∧ cG	∧ cH	2	0.89	57	a¬G	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ bH	∧ cG	∧ cH	3	0.75
26	aG	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ bH	∧ cG	∧ c¬H	3	0.75	58	a¬G	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ bH	∧ cG	∧ c¬H	4	0.56
27	aG	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ bH	∧ c¬G	∧ cH	3	0.75	59	a¬G	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ bH	∧ c¬G	∧ cH	4	0.56
28	aG	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ bH	∧ c¬G	∧ c¬H	4	0.56	60	a¬G	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ bH	∧ c¬G	∧ c¬H	5	0.31
29	aG	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ cG	∧ cH	3	0.75	61	a¬G	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ cG	∧ cH	4	0.56
30	aG	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ cG	∧ c¬H	4	0.56	62	a¬G	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ cG	∧ c¬H	5	0.31
31	aG	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ cH	4	0.56	63	a¬G	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ cH	5	0.31
32	aG	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ c¬H	5	0.31	64	a¬G	∧ a¬H	∧ b¬G	∧ b¬H	∧ c¬G	∧ c¬H	6	0.00

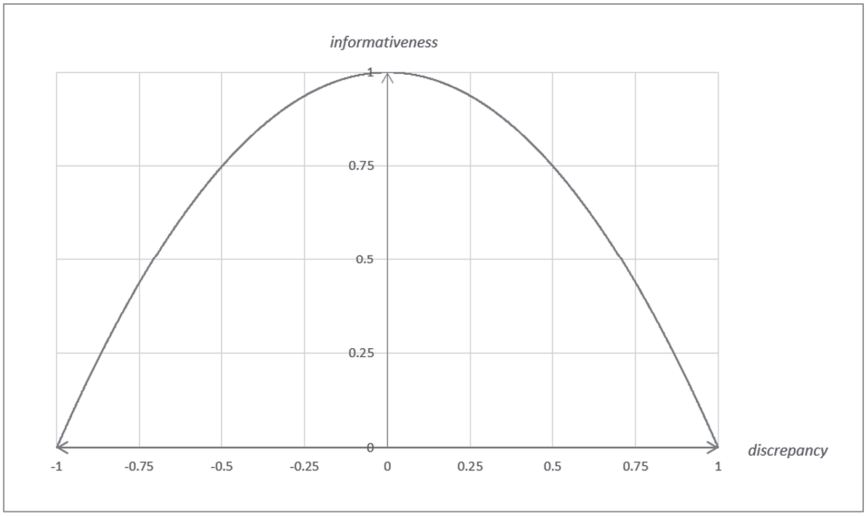

図2　TSSI による情報量の計算図

④ $\Delta_{ave}(A,T)$：平均値
⑤ $\Delta^{\gamma}_{mm}(A,T)$：重みづけ最小最大和
⑥ $\Delta^{\gamma\lambda}_{ms}(A,T)$：重みづけ最小合計和

ニイニイルオトやダルフォンソによれば、上の6つのうち④や⑥が比較的感度の高い結果が得られるようだ。たとえば、⟨h, r, w⟩を用いた論理式をいくつか作ってみると、表2のような計算ができた。

フロリディの TSSI が現に計算不可能な論理式がある（#14, 16, 17, 19, 20）のに対して、距離アプローチは、感度の差はあれど、言明の真偽に関係なく情報量を扱うことができるというメリットがある。特段問題が生じない限りは、距離の解釈には何を用いてもよいこととし、本稿では試みに⑥を採用することとする。

ここで、ニイニイルオトの距離アプローチを情報量として採用するうえで、2つの課題があることを認識しておかなければならない。1つ目の課題は、距離アプローチではトートロジーが正の情報量を持ってしまうことである（表2の#15参照）。これまでに多くの論者がトートロジーの非情報性を指摘しており、フロリディも同様にトートロジーにはゼロを割り当てるように TSSI を設計している（Floridi 2004）。本稿では2つ目の課題に焦点を当てたいためにこの課題について詳しく言及することを避けるが、ひとまずの回答として挙げられるのは、convey 型と contain 型の違いを利用することである。つまり、主体がトートロジーを受け取った際に生じる

表2　距離アプローチによる計算表(5)

#	言明	真偽	平均	最小合計和	Floridi	#	言明	真偽	平均	最小合計和	Floridi
1	h∧r∧w	T	1	1	1	12	h∨r∨¬w	T	0.52	0.63	0.23
2	h∧r	T	0.83	0.96	0.94	13	h∨¬r∨¬w	T	0.48	0.6	0.23
3	h∧(r∨w)	T	0.78	0.93	0.86	14	h∧¬r	F	0.5	0.59	-
4	h∧(¬r∨w)	T	0.67	0.89	0.86	15	h∨¬h	T	0.5	0.56	0
5	h	T	0.67	0.85	0.75	16	(h∨¬w)∧¬r	F	0.33	0.48	-
6	(h∧r)∨w	T	0.67	0.81	0.61	17	¬h	F	0.33	0.41	-
7	(h∧¬r)∨w	T	0.6	0.78	0.61	18	h∧¬r∧¬w	F	0.33	0.33	0.55
8	h∨r	T	0.61	0.74	0.43	19	¬h∨¬r∨¬w	F	0.43	0.26	-
9	h∧r∧¬w	F	0.67	0.67	0.89	20	¬h∧¬r	F	0.17	0.22	-
10	h∨r∨w	T	0.57	0.67	0.23	21	¬h∧¬r∧¬w	F	0	0	0
11	h∨¬r	T	0.5	0.67	0.43	22	¬h∧¬h	F	-	-	0

信念状態の変化という convey 型の意味においては情報量がゼロかもしれないが、トートロジーそのものが持つ contain 型の情報量としては正の量を持つと考える、という策がありうる。

5. 主体ごとの異なりを contain 型に反映させる

2つ目の課題は、主体による重みづけが現状できていない、ということである。これはニイニイルオトの距離アプローチだけではなく、TSSI 含めすべての contain 型の情報量に付随する。たしかに、ニイニイルオトは命題の内容量を計算しようとしていたために、重みづけされていなくても問題はない。しかし、第3節でも述べたように、フロリディは情報を特定の抽象化レベルに基づくモデルとして捉えていたのであった。この考えに基づけば、生成される情報は主体の意図や関心に応じた重みづけを可能とする、柔軟なものであることが望ましい。

そこで本稿では、類似性に基づく距離アプローチに、主体の意図や関心を組み込むことを提案する。たとえば、距離の解釈として最小合計和を採用する場合、現状は最小値と合計値のそれぞれについての重みづけが想定されている（Niiniluoto 1987）。

$$\Delta^{\gamma\lambda}_{ms}(A,T) = \gamma\Delta_{min}(A,T) + \lambda\Delta_{sum}(A,T)$$

今回提案する重みづけの対象は各距離ではなく、各距離を計算する際の原子命題である。ニイニイルオトの元の例では、

「h，r，w」はそれぞれ「暑いかどうか（hot）」「雨かどうか（rainy）」「風が強いかどうか（windy）」を表している。フロリディは情報量のアプリオリ性を確保するために各原子命題を等しく重みづけすると宣言しているが（Floridi 2011, p.124）、特定の抽象化レベルに基づいてモデルを生成する場合には、「天気の中でもとりわけ暑いかどうかに関心があり、雨かどうかには関心がない」という場合も当然起こりうる。こうした事態を反映させるためには、原子命題の段階で重みづけを行える可能性を考慮すべきである。

具体的には、意図や関心に偏りがある場合は、それぞれの原子命題について、合計が1になるように区間［0，1］の実数を割り当てる(6)。たとえば、hには2/3を割り当てrとwには0.1/3を割り当てたり、あるいはhに1を割り当てrとwには0を割り当てるといった調整を行うことができる。ただし、これはあくまでも意図や関心に応じて重みづけをする余地を用意すべきだ、という主張であり、すべての場合に何らかの偏りを実現せよ、と主張しているわけではないことに注意しなければならない。意図や関心がなく各原子命題について中立的な態度をとる場合には、1/（原子数）としておくことで、ニイニイルオトやフロリディが意図していた元の計算結果と一致する余地もまた用意しておくことが望ましい。

以上の仕様を実装することによって、対象との一致度を重視するcontain型としての性質をうまく保存しながらも、情報が生み出される際の主体ごとの異なりを反映することのできる情報量理論を構築する道が開けると考える。

参考文献

Adriaans, P., 2020, 'Information', The Stanford Encyclopedia of Philosophy, Edward N. Zalta（ed.）, URL = <https://plato.stanford.edu/entries/information/>.

Bar-Hillel, Y., and Carnap, R., 1952, *An Outline of a Theory of Semantic Information*, MIT Research Laboratory of Electronics, Technical Report, No. 247.

D'Alfonso, S., 2012, 'Towards a Framework for Semantic Information', Ph.D. thesis, The University of Melbourne.

Dretske, F. I., 1981, *Knowledge and the Flow of Information*, Blackwell.

Fox, C., 1983, *Information and Misinformation: An investigation of the Notions of Information, Misinformation, Informing, and Misinforming*, Greenwood Press.

Floridi, L., 2004, 'Outline of a Theory of Strongly Semantic Information', *Minds and Machines*, 14, 197-222.

Floridi, L., 2010, *Information: A Very Short Introduction*, Oxford University Press（塩崎亮・河島茂生訳、2021『情報の哲学のために　データから情報倫理まで』、勁草書房）.

Floridi, L., 2011, *The Philosophy of Information*, Oxford University Press.

Floridi, L., 2019, *The Logic of Information*, Oxford University Press.

Niiniluoto, I., 1987, *Truthlikeness*, Synthese Library.

Oddie, G. and Cevolani, G., 2022, 'Truthlikeness', The Stanford Encyclopedia of Philosophy, Edward N. Zalta（ed.）, URL = <https://plato.stanford.edu/entries/truthlikeness/>.

Shannon, C., 1993, 'The Lattice Theory of Information', in: Sloane, N., and Wyner, A. (eds.), *Claude Elwood Shannon: Collected Papers*, IEEE Press, 180-183.

Skyrms, B., 2010, *Signals: Evolution, Learning, and Information*, Oxford University Press.

榎本啄杜、forthcoming,「情報概念マップはいかにして作成されていると理解すべきか」.

榎本啄杜、2024「情報、命題、モデル、観念」、『アルケー』(32)、31-42.

【註】

(1)数ある情報概念の要素を還元的とみなすか否かで各論者の主張を整理する試みは、榎本（forthcoming）を参照。なお、フロリディは非還元主義に分類される。

(2)ドレツキは情報概念に真理性を求める立場であるが、その量については確率によるアプローチを採用している。

(3)この揺れは、情報概念自体の歴史に由来する（cf. 榎本 2024）。

(4)Stanford Encyclopedia of Philosophy の記事「Truthlikeness」で詳細な計算方法が解説されている（Oddie and Cevolani 2022）。

(5)フロリディの TSSI を全く別の枠組みの論理式に適用した例は管見の限りなく、この計算結果はその意味で貴重である。

(6)主体の信念の度合いを割り当てると言い換えてもよい。もちろん正確な値を把握することは困難であるものの、各原子命題に対する信念の大まかな値や相対的な強さ／弱さはある程度割り当て可能であると考える。