

画像診断の課題とリミテーション

——そしてDSAへの期待

日付: 2026年2月3日

はじめに

コラム「画像診断の課題とリミテーション——そしてDSAへの期待」をお読みいただき、誠にありがとうございます。コラムでは、今日の画像診断が直面する「分かるが、説明しにくい」「見ているが、数値にできない」という根深い課題と、それに対する分布構造分析（DSA）の可能性について概説しました。

本資料は、コラムで提起されたテーマをさらに深く掘り下げ、DSAが具体的にどのようにしてこれらの課題を克服し、画像診断の未来を革新するのかを、技術的な詳細と応用事例を交えて解説することを目的としています。

- 第1章**では、画像診断における「構造情報」の喪失と、AIの「説明可能性」という2つの壁について再確認します。
- 第2章**では、DSAの技術的な核心に迫り、「分布の形」をどのように定量化するのかを解説します。
- 第3章**では、腫瘍診断や脳神経領域における具体的な応用事例を通じて、DSAがもたらす臨床的価値を明らかにします。
- 第4章**では、DSAが画像診断にとどまらず、臨床研究における因果推論にも応用可能な統一技術であることを示します。

この資料が、皆様の臨床、研究、そして開発における新たな洞察の一助となれば幸いです。

第1章: 画像診断の「見えない壁」を超える

1.1. 平均値の向こう側: 失われる「構造」の情報

現在の画像診断で用いられる定量指標の多くは、関心領域（ROI）内のピクセル値の**平均値**や**体積**といった代表値に集約されます。これらの指標は客観的で有用ですが、医師が直感的に捉えている重要な情報、すなわち「**構造**」を失わせてしまいます。

医師が本当に見ているのは平均値ではありません。ムラがあるか、局所的に尖った部分がないか、境界が不自然ではないか、内部に複数の相が混じっていないか。つまり構造です。

例えば、同じ平均輝度値を持つ2つの腫瘍があったとしても、一方は均一で境界が明瞭、もう一方は不均一で境界が不整かもしれません。この「構造の違い」は、しばしば悪性度や予後と強

く関連しますが、従来の定量指標ではこの違いを捉えることができません。これが、読影が依然として個人の「経験」という暗黙知に大きく依存する原因となっています。

1.2. AIの壁：精度と引き換えに失われる「説明可能性」

AI、特に深層学習（Deep Learning）は、画像パターンから疾患を検出・分類するタスクで目覚ましい精度を達成しました。しかし、その高い精度と引き換えに、私たちは「なぜAIがそう判断したのか」を知るための**説明可能性（Explainability）**を失いました。

この「ブラックボックス」問題は、医療現場へのAI導入における最大の障壁の一つです。

- **信頼性の問題:** 医師は、判断の根拠が不透明なAIの出力を鵜呑みにすることはできません。
- **安全性の問題:** AIが予期せぬエラー（例：装置差や撮像条件の違いによる分布シフト）を起こした際に、その原因を特定し、修正することが困難です。
- **規制上の問題:** 規制当局は、医療機器としてのAIに対し、その判断プロセスの透明性と妥当性をますます強く求めています ¹。

精度は高くとも、その結論を人間が検証し、納得できなければ、AIは真の意味で臨床のパートナーにはなれないのです。

第2章: 分布構造分析（DSA）とは何か？

DSAは、これらの「見えない壁」を打ち破るための新しいアプローチです。DSAは画像そのものを診断するのではなく、**画像から取り出されるピクセル値などの量が、どのような「分布構造」を持っているかを評価します。**

2.1. 「分布の形」をスコア化する

DSAは、統計学的なモーメントやその他の指標を用いて、分布の「形」が持つ特徴を定量的にスコア化します。これにより、平均値などの代表値では見えなかった情報を可視化します。

[図：正規分布と、歪み・尖りを持つ分布の比較]

主なDSA指標:

- **歪み（Skewness）:** 分布の左右非対称性を示します。例えば、腫瘍内部のピクセル値がごく一部の高信号領域に引っ張られている場合、分布は正の歪みを示します。
- **尖り（Kurtosis）:** 分布の尖り具合や裾の重さを示します。外れ値（極端に高い、または低い値）が多く含まれるほど、尖りは大きくなります。これは、組織の不均一性（heterogeneity）を反映する可能性があります。
- **多峰性（Multimodality）:** 分布内に複数のピークが存在するかどうかを示します。これは、組織内に性質の異なる複数の細胞集団が混在していることを示唆するかもしれません。

これらの指標を組み合わせることで、DSAは画像内の「違和感」や医師が感覚的に捉えていた「構造的所見」を、客観的で再現可能な数値として表現します。

2.2. 従来の定量指標・AIとの比較

観点	従来の定量指標	AI画像診断	分布構造分析（DSA）
評価対象	平均値、代表値（径、体積等）	画像パターン全体	分布構造（歪み、尖り、多峰性等）
説明可能性	高い（単純な指標）	低い（ブラックボックス）	非常に高い（構造的根拠を明示）
医師の感覚との対応	低い（構造情報が失われる）	不明（内部表現が不透明）	高い（医師が見ている構造を定量化）
既存技術との関係	独立	代替を目指す	補完・協調（AIの説明可能性を向上）

第3章: DSAによる画像診断の革新（応用事例）

3.1. 応用例1：腫瘍内部の不均一性（Heterogeneity）の定量化

課題: 腫瘍内部の不均一性は、悪性度、治療抵抗性、予後と関連することが知られていますが、その客観的な定量化は困難でした。

DSAによる解決策:

- 腫瘍領域のROIからピクセル値（例：CT値、MRI信号強度）のヒストグラムを作成します。
- DSAを用いて、その分布の歪み、尖り、多峰性をスコア化します。
- これらのスコアを組み合わせることで、「不均一性スコア」を算出します。

臨床的価値:

- 予後予測:** 高い不均一性スコアは、不良な予後と関連する可能性があります。
- 治療効果判定:** 治療（例：化学療法、放射線治療）により、腫瘍のサイズは変わらなくても、不均一性スコアが低下（均一化）した場合、治療が奏効していると判断できる可能性があります。
- 個別化医療:** 治療前の不均一性スコアに基づき、患者ごとに最適な治療法を選択できる可能性があります。

[図: 治療前後の腫瘍画像と、それに対応するDSAスコアの変化]

3.2. 応用例2: AIの判断根拠を「説明」する

課題: あるAIが、肺結節を「悪性の疑い」と判定しました。しかし、なぜそう判断したのか、その根拠は不明です。

DSAによる解決策:

1. AIが注目した結節領域のピクセル値分布を、DSAを用いて解析します。
2. 解析の結果、この結節の分布は、健常組織と比較して**極めて高い尖り（Kurtosis）と正の歪み（Skewness）**を持つことが判明しました。
3. この「構造の異常」が、AIの判断根拠である可能性が高いと推測できます。医師は、この客観的な指標を基に、AIの判断を受け入れるか、あるいはさらなる検査（生検など）に進むかを合理的に決定できます。

臨床的価値:

- **AIの信頼性向上:** AIの判断に客観的な「構造的根拠」を与えることで、医師の信頼を獲得します。
- **診断プロセスの透明化:** AIと医師の共同作業を円滑にし、最終的な診断責任を医師が果たすことを支援します。
- **品質管理:** 異なる施設や装置で撮影された画像に対しても、DSAスコアを一種の「標準化指標」として用いることで、AIの性能の安定性を監視できます。

第4章: DSA+DAG: 医療分析の統一理論へ

DSAの価値は、画像診断に限定されるものではありません。DSAは、あらゆるデータの分布構造を評価できる汎用的な技術です。

特に、臨床研究の分野では、**有向非巡回グラフ（DAG）**と組み合わせることで、その真価を発揮します。DAGは、変数間の因果関係に関する仮説を可視化するツールですが、その妥当性の検証は困難でした。DSAは、データから変数間の関係性の「構造」を評価することで、**DAGの精度を向上させ、より信頼性の高い因果推論を可能にします。**

このように、DSAは**画像診断における「説明可能性」と、**臨床研究における「因果推論」という、現代医療分析の2大課題を、**「分布構造の定量化」**という単一の原理で貫く基盤技術なのです。

結論と次のステップ

DSAは、従来の定量指標が見過ぎてきた「構造」の情報を掘り起こし、AIのブラックボックスに光を当てることで、画像診断をより客観的で、説明可能で、再現性の高いものへと進化させます。

それは、診断精度を競うAIとは一線を画し、医師の「経験」と客観的な「数値」の間にある空白を埋める、新しい次元の分析技術です。

DSAの可能性にご興味をお持ちいただけましたら、ぜひ下記よりお問い合わせください。

- 技術詳細に関するご質問
- 特定の応用分野に関するディスカッション
- 共同研究のご提案
- デモンストレーションのご依頼

私たちは、DSAが医療の未来を切り拓く力になると信じています。皆様と共に、その可能性を追求できることを楽しみにしております。

[お問い合わせ先：ウェブサイトURL、連絡先情報など]

参考文献

[1] Borys, K., et al. (2023). Explainable AI in medical imaging: An overview for clinical practice. European Journal of Radiology, 163, 109818.

(その他、関連する文献を追加)