

マルチモーダル AI を活用した骨掘削ドリルの開発研究

大阪大学大学院医学系研究科 講師 藤森 孝人

1. はじめに

骨掘削は骨折固定、関節置換術、脊椎手術など、多くの整形外科手術において不可欠な基本手技である。しかし、皮質骨を貫通した後のドリルの過剰進入は、神経・血管・軟部組織への医原性損傷をもたらす重大なリスクをはらんでいる^[1,2,3]。とりわけ脊柱管や関節面に近接した領域では、わずかな行き過ぎでも致命的な合併症を引き起こしかねない。

熟練した外科医は触覚フィードバックを通じて皮質骨貫通を予測し、適切なタイミングで穿孔を停止することができる。しかし、この技能の習得には豊富な臨床経験が必要であり、経験の浅い術者において医原性損傷のリスクが増大する。

従来より皮質骨貫通を検出する手法として、推力やトルク、音響放射などの急激な低下を閾値で捉える方法が広く用いられてきた^[4-8]。また近年では深層学習を応用した分類モデルも開発されている。しかしこれらはいずれも貫通後にはじめて情報が得られる事後的（リアクティブ）な検出に留まっており、貫通前の自動減速や能動的制御には十分対応できない。さらに閾値ベースのアプローチは骨質・骨密度・解剖学的形状の個体差に影響を受けやすく、安定した性能の確保が難しい。

これらの課題を解決するため、本研究では長短期記憶（Long Short-Term Memory; LSTM）ニューラルネットワークを用いて、推力とトルクの時系列信号のみから皮質骨に対するドリル先端の相対位置を連続的に回帰推定するディープラーニングモデルを開発した。センサデータを予測的な位置情報へと変換する本フレームワーク

は、貫通前の制御された減速や自動停止を可能にし、安全・知能的な整形外科手術システムの実現に向けた「Physical AI」の概念を実践するものである。^[9-13]

2. 研究方法

2.1. 試料の準備

実験には市販の豚肋骨を用いた。肋骨骨幹を短軸方向に 2 cm ごとに切断後、縦割りにして海綿骨を除去し、厚さ 2 mm 以上の皮質骨片（平均 3.0 ± 1.2 mm）を 268 個選別した（Fig. 1）。各試料は穿孔角度の垂直性確保と振動抑制を目的とした専用治具に固定した。

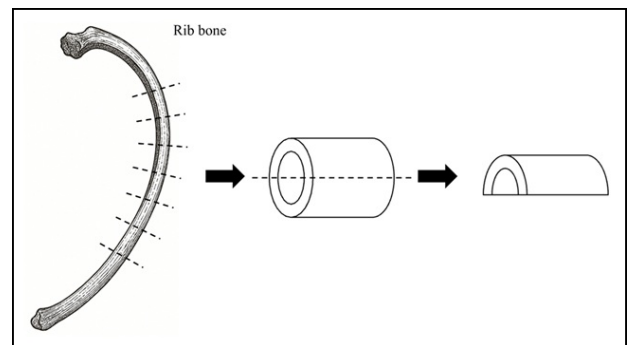


Fig. 1 ブタの皮質骨標本の調製。ブタの肋骨軸部を 2cm 間隔（短軸方向）で切断し、縦方向に分割した。海綿骨を除去し、厚さ 2mm 以上（平均 3.0 ± 1.2 mm）の皮質骨片を得た。

2.2. 実験装置と条件

穿孔実験にはコンピュータ制御マシニングセンタ（AJV-18; ヤマザキマザック社）に高速スピンドル（HES810; ナカニシ社）を装着し、直径 3.0 mm ツイストドリルを使用した。推力はドリル下部に設置した 6 軸力センサ（9327C; Kistler 社）で Z 軸方向成分として計測し、トルクはドリルユ

ニットのモータ負荷電圧信号から導出した。穿孔条件はスピンドル回転数 2,000 rpm・送り速度 0.5 mm/s で統一した。

皮質骨貫通の確認は高速度カメラ (HAS-EF; DITECT 社、100 フレーム/秒) でミラーを介して遠位皮質面を観察することにより行い、映像をグラントゥールスとして用いた。全信号はデータロガー (NR-600; キーエンス社) で 10,000 Hz にてサンプリングし、共通トリガで同期した。

2.3. データ処理とドリル先端位置アノテーション

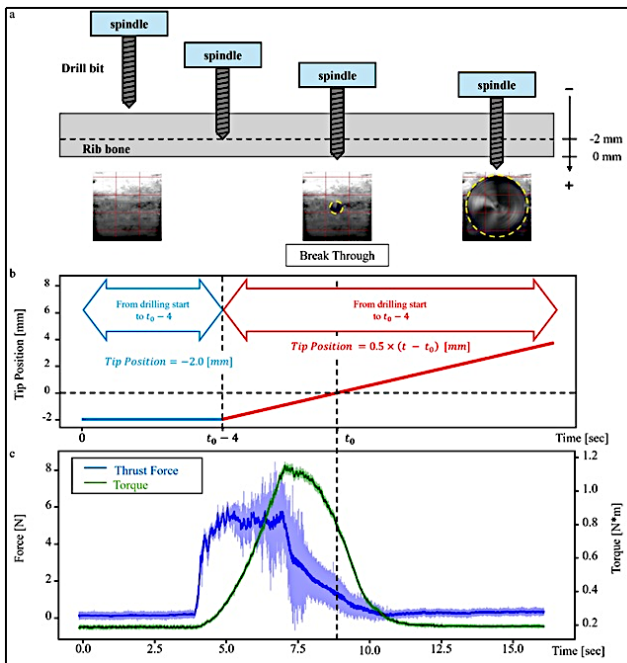


Fig. 2 (a) ブタの肋骨におけるドリルの進み方の模式図。進み方向 (下方) を Z 軸の正方向と定義する。対向する皮質を高速度カメラで撮影した画像: 貫通前 (先端が見えない)、貫通時 (先端が初めて見える)、完全貫通 (ドリルの全径が見える)。

(b) 深層学習用のグラントゥールスラベリング。穿孔中の代表的な生データおよびフィルタ処理済み時系列信号: 推力 (青) およびトルク (緑)

収録した推力・トルク信号にカットオフ周波数

50 Hz の 4 次バターワースローパスフィルタを適用して高周波ノイズを除去した後、試験ごとに平均値と標準偏差を用いて標準化した。高速カメラとの時間分解能整合と計算負荷軽減のため、100 Hz にダウンサンプリングした。

高速カメラ映像においてドリル先端が遠位皮質面を初めて超えた時刻を t_0 (貫通時刻) と定義した。ドリル先端位置アノテーションは t_0 を基準に区分的に設定し、 t_0 の 4 秒前 (貫通 2 mm 前) 以前は -2.0 mm で固定し、それ以降は送り速度 $\times (t - t_0)$ で線形増加する値とした ($t_0 = 0$ mm)。モデルの評価は臨床的に重要な周貫通帯 (± 2 mm) に限定した (Fig.2)。

2.4. AI モデルの構築

64 ユニットの単層 LSTM と全結合出力層からなるネットワークを用い、回帰モデル (先端位置の連続推定) と二値分類モデル (貫通判定) の 2 種類を構築した。入力条件は「推力のみ」「トルクのみ」「推力+トルク (複合)」の 3 条件とし、アブレーション比較を行った。データセット 268 試験を試料ごとに訓練 60%・検証 20%・テスト 20% に分割した。回帰モデルは平均二乗誤差 (MSE) 損失で訓練し評価指標に平均絶対誤差 (MAE) を用いた。分類モデルは二値交差エントロピー損失で訓練し Accuracy・Precision・Recall・F1 スコア・AUC で評価した。学習率 0.01 の Adam オプティマイザで 300 エポック学習し、実装には PyTorch (v2.3.1) を使用した。

3. 結果

3.1. 穿孔パラメータ

推力およびトルク信号は穿孔進行に伴って漸増し、貫通直前に最大値を示した後、貫通後に急激に低下する特徴的なパターンを 268 試験すべてで一貫して観察した。主要穿孔パラメータの記述統計は、穿孔時間の中央値は 5.80 秒 (四分位範囲

4.95～6.96 秒)、最大推力の中央値は 7.29 N (同 5.96～8.36 N)、最大トルクの中央値は 1.32 N・m (同 1.09～1.61 N・m) であった。

3.2. AI モデルの性能

各入力条件のモデル性能を Table1 に示す。回帰タスクでは、推力+トルク複合モデルが最も低い MAE 0.41 mm を達成し、推力単独 (0.42 mm) およびトルク単独 (0.47 mm) を上回った。二値分類タスクでは、複合モデルが精度 0.94・AUC 0.99 を達成し、単変数モデル (AUC 0.98) よりも高い判別能を示した。複合回帰モデルの学習曲線は訓練・検証損失ともに単調に収束し (約 100 エポック)、過学習の兆候は認められなかった。代表的なテストケースでは、予測されたドリル先端位置の軌跡が実測値に高精度で追従した。

Table 1 各入力のモデル性能

モデル	推力 + トルク	推力のみ	トルクのみ
MAE (mm)	0.41	0.42	0.47
Accuracy	0.94	0.92	0.93
Precision	0.94	–	–
Recall	0.95	–	–
F1	0.94	–	–
AUC	0.99	0.98	0.98

4. 考察

本研究は、LSTM ネットワークが推力・トルクの時間的ダイナミクスからドリル先端位置の連続推定を高精度に学習できることを実証した。MAE 0.41 mm という精度は、スクリュー把持力に関する先行研究が臨床的に重要と示す「穿孔深度誤差が固定力に大きく影響する範囲」を下回っており、予測的制御への応用可能性を示唆する。

従来の研究は骨種分類や貫通後の事後検出を主眼としており、連続的なドリル先端位置の推定は本研究が初めて体系的に示したものである。Torun ら^[12]はモータ電流と推力による閾値ベース分類で高い分類精度を示し、Seibold ら^[13]は音響信号を用いた深層学習で貫通検出の実現可能性を示した。これらの知見を踏まえ本研究では、同様の高性能分類を単純な LSTM で確認しつつ、さらに連続位置回帰という新たな枠組みを導入した。

LSTM の予測能力を支えるのは、皮質骨が薄くなるにつれ推力・トルクが緩やかに低下するという物理的なダイナミクスである。リカレント接続によりモデルはこの微妙な時間発展を瞬時値ではなく短期的依存として捉え、振動や局所的な骨密度変動による過渡的な変動と区別する。これは熟練術者が抵抗の微細な変化から皮質の残存厚を直感的に把握する過程を、データ駆動的に定量化したものと解釈できる。

本研究はまた、センサから取得した物理的相互作用データから AI が制御方策を学習する「Physical AI」の概念を整形外科手術の文脈で例示するものである。本フレームワークは骨掘削のみならず、切断・ミリングなど他の外科的操作への展開も期待され、振動・音響センサなどとのマルチモーダル融合によりさらなる汎用性向上が見込まれる。

限界として、本実験が in vitro・均質試料・一定送り速度という統制環境下で実施されており、骨粗鬆症骨を含む臨床的に多様な骨質への汎化は今後の検証課題である。また、術中展開に向けたリアルタイム推論の遅延評価、および Transformer などより高度なアーキテクチャの探索が今後必要である。

5. 結論

推力とトルクのみを入力する LSTM モデルにより、周貫通帯において MAE 0.41 mm という亜ミリメートル精度でドリル先端位置を連続推定できることを実証した。本フレームワークはセンサデータを予測的な位置情報へと変換し、リアルタイム AI 支援・自律型骨掘削システムの基盤を提供するものである。機械が物理世界との相互作用から直接学習してより安全な動作を実現する Physical AI の実用化に向けた重要な一歩である。

6. 参考文献

- [1] Antoniadis, G. et al. Iatrogenic Nerve Injuries. Dtsch. Ärztebl. Int. <https://doi.org/10.3238/arztebl.2014.0273> (2014) doi:10.3238/arztebl.2014.0273.
- [2] Arnold, M. C. A., Zhao, S., Doyle, R. J., Jeffers, J. R. T. & Boughton, O. R. Power-Tool Use in Orthopaedic Surgery: Iatrogenic Injury, Its Detection, and Technological Advances: A Systematic Review. JB JS Open Access 6, e21.00013 (2021).
- [3] Nigam, A., Kellam, J. F., Ambrose, C. G. & Tai, B. L. A Data-Driven Methodology to Comprehensively Assess Bone Drilling Using Radar Plots. JBJS Open Access 9, (2024).
- [4] Lee, W.-Y. & Shih, C.-L. Control and breakthrough detection of a three-axis robotic bone drilling system. Mechatronics 16, 73–84 (2006).
- [5] Wen-Yo Lee & Ching-Long Shih. Force control and breakthrough detection of a bone drilling system. in 2003 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.03CH37422) 1787–1792 (IEEE, Taipei, Taiwan,2003).
- doi:10.1109/ROBOT.2003.1241853.
- [6] Aziz, M. H., Ayub, M. A. & Jaafar, R. Real-time Algorithm for Detection of Breakthrough Bone Drilling. Procedia Eng. 41, 352–359 (2012).
- [7] Murai, Y. et al. Reuse of a Reversed “Bone Pad” to Perforate Incompletely Penetrated Burr Holes Created by Automatic-Releasing Cranial Perforators. Oper. Neurosurg. 13, 324–328 (2017).
- [8] Assumpcao De Monaco, B. et al. Safety Analysis of a New Portable Electrical Drill With a Smart Autostop Mechanism for Bedside Cranial Procedures. Oper. Neurosurg. <https://doi.org/10.1227/ons.0000000000000804> (2023) doi:10.1227/ons.0000000000000804.
- [9] Lisacek-Kiosoglous, A. B. et al. Artificial intelligence in orthopaedic surgery. Bone Jt. Res. 12, 447–454 (2023).
- [10] Kita, K. et al. Automated entry of paper-based patient-reported outcomes: Applying deep learning to the Japanese orthopaedic association back pain evaluation questionnaire. Comput. Biol. Med. 172, 108197 (2024).
- [11] Fujimori, T. et al. Development of artificial intelligence for automated measurement of cervical lordosis on lateral radiographs. Sci. Rep. 12, 15732 (2022).
- [12] Torun, Y. & Öztürk, A. A New Breakthrough Detection Method for Bone Drilling in Robotic Orthopedic Surgery with Closed-Loop Control Approach. Ann. Biomed. Eng. 48, 1218–1229 (2020).
- [13] Seibold, M. et al. Real-time acoustic sensing

and artificial intelligence for error prevention in orthopedic surgery. Sci. Rep. 11, 3993 (2021).

7. その他成果発表等

- ・ 時系列深層学習モデルを活用した力覚フィードバック型自律手術ロボットの開発(原著論文)
- ・ 今井 大達(大阪大学 大学院医学系研究科器官制御外科学(整形外科)), 藤森 孝人, 岸本 紘樹, 喜多 洸介, 鈴木 裕紀, 細澤 幸輝, 蟹江 祐哉, 古家 雅之, 汪 涵, 佐竹 うらら, 万 偉偉, 榎本 俊之, 岡田 誠司 日本医用画像工学会大会予稿集 44 回 Page134-135(2025.08)
- ・ 時系列深層学習モデルを活用した力覚フィードバック型自律手術ロボットの開発(会議録)
- ・ 今井 大達(大阪大学 大学院整形), 藤森 孝人, 蟹江 祐哉, 古家 雅之, 喜多 洸介, 鈴木 裕紀, 汪 涵, 佐竹 うらら, 万 偉偉, 榎本 俊之, 岡田 誠司 日本整形外科学会雑誌 (0021-5325)99 巻 8 号 Page S1979(2025.09)
- ・ 脊椎領域における AI 脊椎分野における AI の

活用(会議録)

- ・ 藤森 孝人(大阪大学 大学院整形), 喜多 洸介, 鈴木 祐紀, 蟹江 祐哉, 古家 雅之, 中嶋 望, 細澤 幸輝, 岸本 紘樹, 新屋敷 佳, 北原 貴之, 生田 雅人, 文 勝徹, 古市 拓也, 今井 大達, 岡田 誠司 Journal of Spine Research(1884-7137)16 巻 3 号 Page106(2025.02)
- ・ 力覚情報を活用した時系列深層学習モデルによるドリルの貫通予測(会議録)
- ・ 今井 大達(大阪大学 大学院医学系研究科器官制御外科学整形外科), 藤森 孝人, 蟹江 祐哉, 古家 雅之, 汪 涵, 喜多 洸介, 鈴木 祐紀, 佐竹 うらら, 榎本 俊之, 岡田 誠司
- ・ 日本肘関節学会雑誌(1349-7324)32 巻 1 号 Page S127(2025)

8. 謝辞

本研究は島津科学技術振興財団 (Shimadzu Science Foundation) の助成金によるものである。