

## 勾配ブースティング決定木によるインプラント先端位置誤差の推定 Estimation of Implant Apex Position Error Using Gradient Boosting Decision Tree

松岡優里奈<sup>1</sup> 諸岡健一<sup>1</sup> 三野卓哉<sup>2</sup> 清水浩明<sup>3</sup>  
Yurina Matsuoka Ken'ichi Morooka Takuya Mino Hiroaki Shimizu  
徳本佳奈<sup>4</sup> 黒崎陽子<sup>2</sup> 前川賢治<sup>2</sup>  
Kana Tokumoto Yoko Kurosaki Kenji Maekawa

### 1. 序論

失った歯を補う方法として、インプラント手術がある。この手術では、インプラント体を埋入するために、インプラントドリルを用いて顎骨に穴を開ける。しかし、その際に神経や血管を傷つけてしまうリスクがある。したがって、そのリスクを避けながら適切な深さと角度で骨に穴を開ける必要がある。具体的には、図 1 のように、骨や血流の保全のために、インプラント体と天然歯の間隔は 1.5[mm]~2[mm]以上、インプラント体間は 3[mm]以上、頬舌側はそれぞれ 1[mm]以上開くことが望ましいとされている。

このように、インプラント体埋入位置は手術の安全性やインプラントの長期安定性に関わるため、治療前に計画した予定位置に正確に埋入しなければならない。しかし、フリーハンドでの埋入は難しい。これに対し、サージカルガイドプレート(SGP)(図 2)を用いたインプラント手術が行われる。SGP は、インプラント手術の際に用いるガイドで、CT スキャンで撮影した患者の口腔画像を用いてインプラント手術のシミュレーションをコンピュータで行い、そのデータを基に 3D プリンタを用いて作製される。しかし、SGP を使用しても、インプラント体埋入予定位置との誤差は生じてしまう。

そこで、本研究では、誤差が生じる要因は、患者の特徴や手術時の環境にあると考え、患者の年齢や性別、SGP の種類などの多数の特徴量から、手術時に生じる誤差の程度を予測する方法を提案する。提案手法により、予測された誤差を考慮した治療計画を立て治療精度を高めることが期待される。

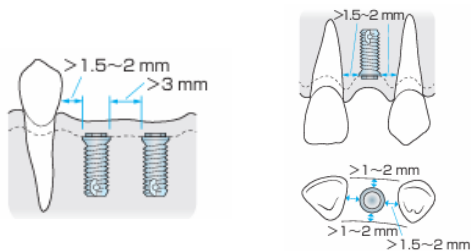


図 1 (左) インプラント体間、およびインプラント体と天然歯の関係；(右) インプラント体の近遠心的および頬舌的位置[1]



図 2 サージカルガイドプレート(SGP)

### 2. 提案手法

提案手法では、患者の特徴や手術時の環境に関する特徴量から、インプラント手術時に生じる誤差が 0.5[mm]未満であるか 0.5[mm]以上であるかを予測する識別器を作成する。ここで、閾値 0.5[mm]を設定した理由は、インプラント手術で予定位置との許容できる誤差が 0.5[mm]だからである。

また、誤差として、チップ平均 3 次元偏差を用いる。チップ平均 3 次元偏差とは、図 3 に示す先端部 3 次元偏差を、2 名の検者が独立して計測した結果の平均値である。本研究では、チップ平均 3 次元偏差の各値を、0.5[mm]未満を 0、0.5[mm]以上を 1 の 2 値に変換する。そして、患者の特徴や手術時の環境に関する特徴量を説明変数として、そこから目的変数が 0 と 1 のどちらに分類されるかを予測する識別器を作成する。

提案手法では、5 種類の異なる識別器の結果を複合し、それらの相互作用による精度向上を図る。5 種類の識別器の内訳は、Light Gradient Boosting Machine(LGB)1 種、Categorical Boosting(CB)2 種、Support Vector Machine(SVM)1 種、Random Forest(RF)1 種である。ここで、CB については、他の識別器よりも比較的精度の良い予測を行うことができる点と、過学習しづらい点を評価して、ハイパーパラメータを変更した 2 種類を使用した。本研究で示す識別器は、5 種類の識別器の予測結果を 1 つの識別器の入力として、再度学習を行うスタッキングにより構築する。以下にその手順を示す：

- 1) 入力とするデータセットを 10 個のサブデータセットに分割する；
- 2) 10 個のサブデータセットのうち、1 個をテストデータとする。残りの 9 個を用いて 3 分割交差検証を行い、予測結果を取得する。これを、5 種類の識別器すべてで行う。これにより、1 つのサンプルに 5 つの予測結果が保存されたデータセットが作成される；
- 3) 2)で作成したデータセットの 9 割を訓練データ、1 割を検証データとして、CB で学習を行う；
- 4) テストデータを使用して 5 種類の識別器すべてで予測結果を取得する。これを、3)で学習したモデルを使用してテストデータに対する識別結果を得る(図 4)；
- 5) 2)~4)の流れを全てのサブデータセットがテストデータとなるように計 10 回繰り返す。



図 3 チップ平均 3 次元偏差

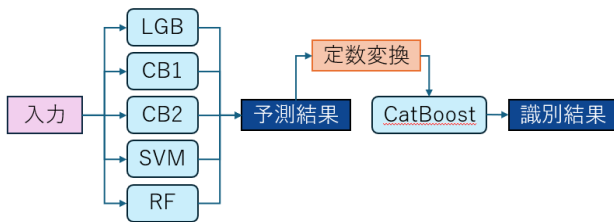


図 4 提案手法の概要

表 1 数値変換条件

条件	変換後の定数
$X < \text{閾値} - 0.3$	1
$\text{閾値} - 0.3 \leq X < \text{閾値} - 0.2$	5
$\text{閾値} - 0.2 \leq X < \text{閾値} - 0.1$	10
$\text{閾値} - 0.1 \leq X < \text{閾値}$	15
$\text{閾値} \leq X$	30

スタッキングで使用する訓練データおよびテストデータは、手順 2) と 4) で取得した予測結果  $X$  が得られると、表 1 に示す条件に従って  $X$  を定数に変換する。表 1 の閾値は、閾値を順に変更していき、True Positive Rate(TPR)と False Positive Rate(FPR)の和から 1 を引いた値が最大になる値を識別器ごとに設定する[2]。

表 1 に従って定数に変換したデータセットを訓練データおよびテストデータとして予測を行い、各サンプルが 1 である確信度を取得する。この確信度から新たに閾値を作成し、その閾値を基準に 0 か 1 の 2 値に分けることで、誤差が 0.5[mm]未満か 0.5[mm]以上かを判定する。

この方法により、単体の識別器を使用したときよりも高い精度で誤差の大小を予測することができる。

### 3 実験

提案手法の有効性を検証するために、大阪歯科大学で収集した 478 症例のデータセットを用いて誤差を予測する実験を行った。本データセットの各症例には、チップ平均 3 次元偏差と、SGP 装着顎の歯冠歯数・残存歯数、メタルアーチファクトを引き起こす修復歯数、インプラント体埋入本数、欠損形態、埋入部位(上顎/下顎、前歯/臼歯)、インプラント体の種類(形状・長径・幅径)、インプラントドリルの形態、スリーブ底までの距離、骨移植部への埋入の有無、開口制限の有無、固定ピン数、インプラント埋入部位の骨質、辺縁骨の頬舌傾斜角度、辺縁骨の近遠心傾斜角度がある。この中から、チップ平均 3 次元偏差を目的変数として、識別器の作成を行った。測定されたチップ平均 3 次元偏差は 0.0[mm]から 2.5[mm]である。

提案手法の識別結果と比較するために、5 種類の識別器単体での予測も行った。各識別器では、データセットを 10 個のサブデータセットに分割し、1 個をテストデータ、1 個を検証データ、残り 8 個を訓練データとした。全てのサブデータセットがテストデータとして割り当てられるように 10 分割交差検証を行い、各テストデータの識別結果を得た。

表 2 単体の識別器および提案手法の F1-score

	LGB	CB1	CB2	SVM	RF	提案手法
0	0.6780	0.7302	0.8116	<b>0.8333</b>	0.6667	0.6780
1	0.7812	0.8732	0.6667	0.8718	0.8529	<b>0.8986</b>
2	0.8438	0.7719	<b>0.9041</b>	0.7619	0.8000	0.8065
3	0.4231	0.5455	<b>0.8571</b>	0.7536	0.6102	0.7273
4	0.6885	0.7302	<b>0.9351</b>	0.8800	0.7879	0.9067
5	0.7324	0.4815	0.5862	0.5091	0.5862	<b>0.9091</b>
6	0.7692	0.5490	0.5200	<b>0.8649</b>	0.7302	0.6897
7	0.9189	<b>0.9474</b>	0.8571	0.8493	0.9351	0.7879
8	0.8000	0.6984	0.8533	0.7097	0.8056	<b>0.8611</b>
9	0.8696	0.8857	<b>0.9474</b>	0.9189	0.8182	0.9459
平均	0.7505	0.7213	0.7939	0.7953	0.7593	<b>0.8211</b>

表 3 提案手法の識別結果による混同行列

	予測値:1	予測値:0
真値:1	0.73	0.27
真値:0	0.14	0.86

提案手法では、2 に示す方法で実験を行い、各テストデータによる識別結果を得た。

表 2 は、10 分割交差検証における単体の識別器および提案手法により得られた識別結果の F1-score を示す。この表で、各テストデータで最も F1-score が高い識別器を太字で示す。この結果より、単体で予測を行った場合と比べ、提案手法を使用した場合の方が、F1-score の平均値が高いことがわかる。

また、提案手法の識別結果である混同行列を表 3 に示す。表 3 より、提案手法を用いることにより、誤差が 0.5[mm]未満の場合は 8 割強の予測を、0.5[mm]以上の場合は 7 割強の予測を行うことができた。

### 4. 考察

表 2 より、単体の識別器の方が F1-score が高いテストデータは複数存在するが、平均の F1-score は提案手法が上回っていることがわかる。特に、テストデータ 5 では、5 種類の識別器は 0.4815~0.7324 と低い値を記録しているが、提案手法では 0.9091 と高精度での予測ができています。これは、提案手法は 5 種類の識別器の結果をすべて使用しているため、相互補完による高精度な予測ができたからだと考える。

### 5. 結論

本研究では、勾配ブースティング決定木および RF, SVM を用いて、インプラント手術の際に生じる誤差の大きさを予測する識別器を提案した。本識別器を用いることにより、単体で作成した識別器よりも識別精度が向上することを確認した。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP 25K03141 の助成を受けたものです。

### 参考文献

- [1] 公益社団法人、日本口腔インプラント学会、“口腔インプラント治療方針 2024”, p.43 (2024).
- [2] W.J.Youden, PH.D. INDEX FOR RATING DIAGNOSTIC TESTS. Cancer, Volume 3, Issue 1, pp.32-35, 1950

1 熊本大学 Kumamoto University  
 2 大阪歯科大学 Osaka Dental University  
 3 しみず歯科 Shimizu Dental Clinic  
 4 兵庫医科大学 Hyogo Medical University