

深層学習を用いた妊婦の分娩異常有無の検出

伊藤 匠* 小河 誠巳* 松本 浩樹†

東京電機大学理工学部情報システムデザイン学系*, 前橋工科大学工学部システム生体工学科†

1 はじめに

近年、妊婦の妊娠前後の体格が、母児の健康状態に様々な影響を与えるという報告が挙げられている [1]。例えば、痩せ女性は切迫早産や低出生体重児分娩などのリスクがあり、肥満女性は妊娠高血圧症候群などになりやすいと例示されている。

そこで、筆者らは、妊娠期間における妊婦の体重推移を推測する手法を提示した [2]。しかし、その妊婦体重予測システムは、妊婦の体重データや体格等を使用した、妊婦の分娩異常の有無や種類などのデータを使用していない。また、妊婦の体重推移が体重予測から大きく外れる場合、他の妊婦の状態とどのように違うのか調査をしていない。

そこで本研究では、妊婦の年齢、妊娠回数、分娩回数、身長、体重推移、BMI から、妊婦の分娩異常有無を検出する方式を提案する。分娩異常有無の検出には深層学習を用いる。上記に示した特徴量を入力し、分娩異常の有無をターゲット変数として学習させた。

2 妊婦データ

学習に用いる妊婦データは、岩手県立大船渡病院より提供して頂いたデータを使用している。妊婦データには2,910人分のデータがあり、年齢や妊娠回数といった妊婦の基本情報と、8週目から42週目までの体重推移データ、原発性微弱陣痛や前期破水といった各分娩異常の有無のデータがある。以下に発生数の多い分娩異常ごとの人数、BMIをもとに各体系の人数を示す。表1には人数が上位10位までを示す。

表1 人数が上位10位の分娩異常

分娩異常	人数 [人]
会陰裂傷	1,124
膣壁裂傷	570
羊水混濁	388
予定日超過	305
前期破水	164
弛緩出血	88
頸管裂傷	64
続発性微弱陣痛	63
pih	60
小陰唇裂傷	56

表2 体型ごとの人数

体型	人数 [人]
痩せすぎ	11
痩せ	55
痩せ気味	314
普通体型	2,049
前肥満	368
肥満 (1度)	86
肥満 (2度)	22
肥満 (3度)	3

表2の体型は、WHOの基準をもとに分類した [3]。体型の分類はBMIが16未満は痩せすぎ、16以上17未満が痩せ、17以上18.5未満が痩せ気味、18.5以上25未満が普通体型、25以上30未満が前肥満、30以上35未満が肥満(1度)、35以上40未満が肥満(2度)、40以上が肥満(3度)となる。

妊婦データの体重推移には欠損値がある。そこで、妊娠8週目から42週目までの体重推移は線形補完で欠損値を補完した。線形補完で補完できない欠損値を含むデータは除外した。また、分娩異常の有無は、前期破水や会陰裂傷などの46種類の分娩異常を含んでいる。その中には、体重推移や体格などが原因とは言えない分娩異常も含まれている。そこで、分娩異常の有無から会陰裂傷、膣壁裂傷、頸管裂傷、円蓋部裂傷、小陰唇裂傷、母体発熱を除外した。除外した結果、データ数は、2,250人分となった。2,250人中分娩異常有りの方は947人、分娩異常無しは1,303人であった。学習には、学習用に2,050人、テスト用に200人分を使用する。分娩異常の有無は、分娩異常有りを0、分娩異常無しを1とした。

3 ロジスティック回帰分析

妊婦の体重データが分娩異常の有無と関係していることを確かめ、深層学習で妊婦データから分娩異常の有無を検出できる根拠を示すため、妊婦データと分娩異常の有無でロジスティック回帰分析を行なった。特徴量に妊婦の年齢、妊娠回数、分娩回数、身長、体重推移、BMIを入力し、ターゲット変数には分娩異常の有無を使用してロジスティック回帰分析を行なった。ロジスティック回帰で出力した結果は、0.5未満は分娩異常有りと判定し、0.5以上は分娩異常無しと予測する。そして、分娩異常の有無を判定する閾値を0.5, 0.45, 0.4, 0.35, 0.3, 0.25, 0.2と0.05ずつ減らして予測を行なった。

4 深層学習のモデル

深層学習のモデルは、全結合層とReLU層を交互に6層ずつ重ね、最後にソフトマックス関数を通した後、ク

* Division of Information Systems and Design, School of Science and Engineering, Tokyo Denki University

† Department of Systems Life Engineering, Faculty of Engineering, Maebashi Institute of Technology

ロスエントロピー誤差を求めた。全結合層のユニット数は100に設定した。学習は10エポック分を学習率0.01で学習させた。

妊婦データの学習に適したオプティマイザーを確かめるため、SGD, Adagrad, Adadelata, RMSprop, Adam, AdamWでそれぞれ学習を行なった。

学習した結果は Adadelata が一番良い結果を示したため、以降の学習はオプティマイザーに Adadelata を使用して学習を行なった。

5 結果

5.1 ロジスティック回帰分析の結果

ロジスティック回帰分析の結果を表3に示す。

表3 ロジスティック回帰分析結果

閾値	正当(有))[人]	誤答(有))[人]	正当(無))[人]	誤答(無))[人]
0.5	37	16	93	54
0.45	27	13	96	64
0.4	23	9	100	68
0.35	14	4	105	77
0.3	9	0	109	82
0.25	3	0	109	88
0.2	1	0	109	90

表3の閾値は分娩異常が有りか無しかを予測する基準である。ロジスティック回帰の出力結果が閾値未満であれば、分娩異常有りと予測される。また、正当(有)は分娩異常有りと予測して正当した人数、誤答(有)は分娩異常有りと予測し誤答した人数、正当(無)は分娩異常無しと予測して正当した人数、誤答(無)は分娩異常無しと予測し誤答した人数を示している。

5.2 深層学習の結果

4章のモデルを使用し、特徴量に妊婦の年齢、妊娠回数、分娩回数、身長、体重推移、BMIを入力し、ターゲット変数には分娩異常の有無を使用して深層学習を行なった。

学習結果は図1、図2に示す。図1、図2の縦軸に誤差の大きさ、横軸に学習のエポック数を示している。正答率は0.685であり、分娩異常無しの場合の正答数は81、分娩異常無しを間違えた数は24、分娩異常有りの正答数は56であり、分娩異常有りを間違えた数は39であった。また、テストデータの人数は200人であり、分娩異常有りの人数は200人中105人で、割合は0.525であった。

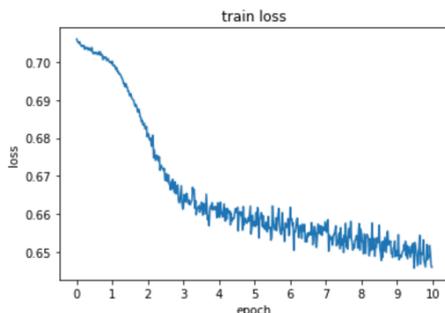


図1 体重推移データを限定した学習用データの Loss

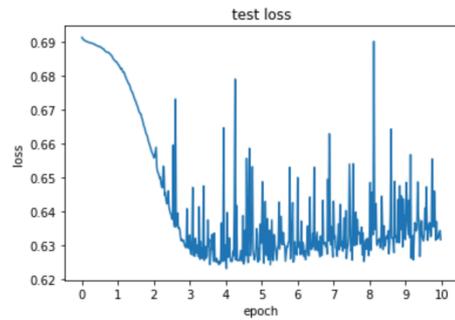


図2 体重推移データを限定したテスト用データの Loss

6 考察

5.1節の表3を見ると、閾値を0.5から0.3まで減らしていくにつれて、分娩異常有りと予測し、誤答した人数が減少している。また、分娩異常有りと予測した場合の正答率(適合率)は、増加している。このことから、ロジスティック回帰分析により、分娩異常有りと予測しやすいような妊婦データは分娩異常有りと予測できていることが分かる。また、5.2節の、図1と図2を見ると、グラフの曲線は誤差を順調に誤差を小さくしているように見えるが、縦軸の誤差の値幅が小さい。そのため、誤差が十分に小さくならず、学習があまり上手くできていないことが分かる。しかし、正答率は0.685であり、予測が間違っていた人数よりも正答した人数の方が明らかに多い。このことから、深層学習によってある程度妊婦データの特徴をとらえ、分娩異常の有る人とない人の判別ができていることが分かる。

7 まとめ

本論文では、年齢、妊娠回数、分娩回数、身長、BMI、妊娠前体重、体重推移から深層学習で分娩異常の有無の検出を行なった。ロジスティック回帰分析により、分娩異常有りと予測しやすい妊婦データを予測できることが分かり、深層学習によってある程度妊婦データから分娩異常の有無の判別ができた。

今後の課題としては、学習の精度を上げていくことが挙げられる。そのためには、分娩異常の中でも特に特徴量と関係の深い分娩異常を調査したり、深層学習のモデル自体の見直しが必要である。また、本研究では妊婦データの全てを使用した。最終的には妊娠中の妊婦の分娩異常の有無の予測を行いたい。したがって、妊婦の体重推移の途中までのデータで学習を行い、学習精度を上げていく必要がある。

参考文献

- [1] 伊東宏晃: CQ010 妊娠前の体格や妊娠中の体重増加量については?, 日本産婦人科学会雑誌, 63(12), p.315-320, (2011)
- [2] 小河誠巳, 松本浩樹: 『妊婦体重予測システム』, 前橋工科大学研究紀要, (2019)
- [3] 厚生労働省: e-ヘルスネット, e-ヘルスネット (オンライン), <<https://www.e-healthnet.mhlw.go.jp/information/food/e-02-001.html>> (参照 2022-01-07)