

ニューラルネットワークを用いた キャリアデザイン支援アプリケーションの研究

Research on carrier design support application using neural network

倉本 大輔^{*1}, 濱崎利彦^{*1}

Daisuke KURAMOTO^{*1}, Toshihiko HAMASAKI^{*1}

^{*1} 広島工業大学大学院工学系研究科情報システム科学専攻

^{*1}Graduate School of Engineering, Hiroshima Institute of Technology

Email: md17003@cc.it-hiroshima.ac.jp

あらまし：大学入学時点で自身のキャリアについて明確なイメージを持った学生は少ない。一方で個々の学生に合ったキャリアの道すじを入学後速やかに学生に示せれば、大学4年間での履修計画により具体的な動機をもたせることができる。本研究では入学時における自己分析アンケート結果を基にカリキュラム科目を選択する際に必要な価値観や職業分野をニューラルネットワークによって即時に割り出すことが可能なアプリケーションを開発した。

キーワード：ニューラルネットワーク、アプリケーション、アンケート、キャリア

1. はじめに

大学入学時点で希望職種が正確に決まっている情報系学生は多くない。しかし、4年間の履修科目計画の初期設定および初年度の履修科目の確定は入学後すぐにしなければならない。そのため一貫性の乏しい暫定計画を立ててしまい、明確なイメージを持つことなく4年を過ごしてしまう可能性がある。また、専門的な講義は2年後期～3年前後期に集中しており、実際に講義を受けた時には他の講義を受講することが出来ない場合が多い。

そのため、学生の目指すキャリアの明確化は入学後速やかに行われるべきであり、それを支援するためのアプリケーションが必要である。本研究では、そのために将来従事する可能性の高い産業分野を、入学時の自己分析アンケートの結果から、即時に割り出すことができるアプリケーションを開発する事を目的とする。本稿ではニューラルネットワークエンジンにより学生の職業意識とキャリアとの相関関係を使い、上記のような支援アプリケーション作ることを目標とし、その可能性について検討した。

2. アプリケーション開発概要

本アプリケーションの概要を図1に示す。ニューラルネットワークにより、3種類のアンケート「あなたの学習スタイル」「キャリア・アンカー」「ITを応用する興味のある産業分野」の相関関係を学習させる。学習結果を用いてユーザの「あなたの学習スタイル」から他のアンケート結果を予測する。

「あなたの学習スタイル」は株式会社ラーニングバリューが学習方法を振り返るために作成した全9問の自己探求チェックリストである。それぞれの項目の和を求めることで学習スタイルは「Do」「Look」「Think」「Plan・Grow」に4種類に分けられ、点数が高いものほど自身の学習スタイルに近くなる。

「キャリア・アンカー」はある人物が自らのキャ

リアを選択する際に最も大切な価値観や欲求、周囲に左右されない不変なものを表す言葉である。キャリア・アンカーは40問の質問を6段階で点数付けした結果を集計することで専門(TF)、全般管理(GM)、自立・独立(AU)、保障・安定(SE)、起業家的創造性(EC)、奉仕・社会貢献(SV)、挑戦(CH)、生活様式(LS)の8つのカテゴリーに分類される⁽¹⁾。

ITを応用する興味のある産業分野とはIPA情報処理推進機構出版の「未来コンパス」が作成している「明日をつくるIT技術者」の冊子に紹介されているIT分野について4段階で回答するオリジナルのアンケートである⁽²⁾。

学習結果の結合荷重をファイルに出力する。ユーザ入力より得た「あなたの学習スタイル」の結果と学習結果の結合荷重を用いて「キャリア・アンカー」と「ITを応用する興味のある産業分野」の予測結果をグラフ形式で出力する。

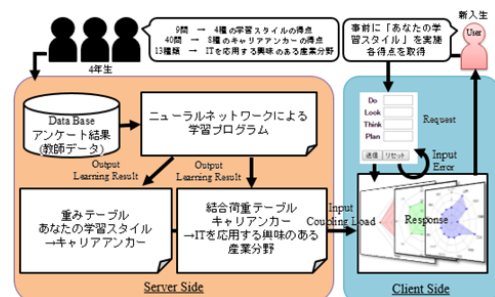


図1 アプリケーションの概要

3. ニューラルネットワークによる学習

本アプリケーションでは「あなたの学習スタイル」から「キャリア・アンカー」、「キャリア・アンカー」から「ITを応用する興味のある産業分野」との相関関係を学習する2つのニューラルネットワークを用いる。

ニューラルネットワークの構成は入力層、中間層、

出力層からなる3層パーセプトロンである。今回中間層のユニット数は出力層のユニット数+バイアスユニットとしている。中間層のユニット数は、現在の学習データ数ではユニット数が少ない状態でも十分な学習結果が得られたことから、出力層の数+バイアスユニットとしている。

学習アルゴリズムにはバッチ勾配降下法を用いたバックプロパゲーションを利用している。学習率の調整にはモーメント法を用いて処理をしている⁽³⁾。活性化関数にはシグモイド関数を用いており、差の計算には二乗誤差関数を使用した。

4. 実験内容

まず、本実験では19人分の4年生のアンケートデータを教師データとして用いて、ニューラルネットワークで学習し相関関係を求める。その後、本実験の被験者である7人の3年生に前述の3種類のアンケートに回答してもらった。

回答した被験者のアンケートの中で「あなたの学習スタイル」のアンケートデータのみを学習したニューラルネットワークに入力し「キャリア・アンカー」と「ITを応用する興味のある産業分野」の予測結果を出力する。

5. 結果

教師データを用いて学習したニューラルネットワークから求めた予測出力結果と各アンケート結果の適用例を示す。図2では各アンケート結果と予測出力結果を示す。本稿では予測精度評価を行うために一番精度が良かった結果と悪かった結果のみを示す。

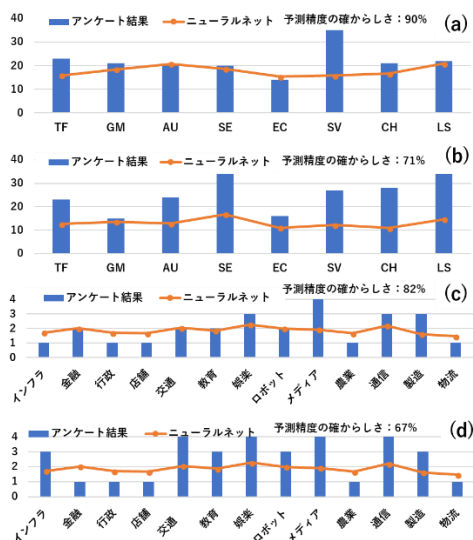


図2 予測出力と各アンケート結果の比較グラフ

- (a) 一番精度が良い結果(キャリア・アンカー)
- (b) 一番精度が悪い結果(キャリア・アンカー)
- (c) 一番精度が良い結果
(ITを応用する興味のある産業分野)
- (d) 一番精度が悪い結果
(ITを応用する興味のある産業分野)

ここで、縦軸は各アンケートの点数を表しており、横軸は各アンケートの結果項目を示している。図2(a), (c)より予測精度が一番良い場合、アンケートデータと予測出力結果はほぼ等しい値を示している。また予測精度の確からしさも80%を超えている。対して、図2(b),(d)の予測精度が一番悪い場合、アンケートデータと予測出力結果の値は近しくないが傾向は捉えられている。図3に図2(b)の予測出力結果にゲインを付与した結果を示す。

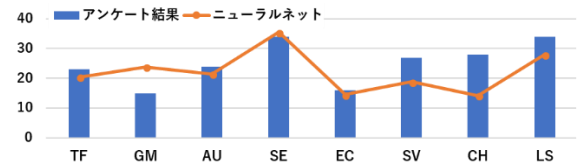


図3 図2(b)におけるキャリアアンケート結果とゲインを付与した予測出力の比較グラフ

ここで、縦軸は各アンケートの点数を表しており、横軸は各アンケートの結果項目を示している。図3よりゲインを付与することでアンケートデータと予測出力結果が近くなった。この要因は主に2つあると考えられる。1つ目はニューラルネットワークの学習である。ニューラルネットワークは予測精度高めるために多くの教師データを用いて学習する。これは本質的に平均化処理であるため、際立った予測結果を出力し難くなっていると考えられる。2つ目は教師データ自体の精度である。「あなたの学習スタイル」「キャリア・アンカー」「ITを応用する興味のある産業分野」の相関関係の偏りによって、ニューラルネットワークの学習そのものが偏った学習を行っていた可能性がある。

6. おわりに

本研究では学生アンケートを行い、ニューラルネットワークを用いることで学生向けの職業意識と産業分野を割り出すことが出来るアプリケーションの開発を行った。4年生のアンケートデータを教師データとし、2年生の「あなたの学習スタイル」アンケートデータからキャリア・アンカー」と「ITを応用する興味のある産業分野」を予測した。結果として両アンケートとも比較的高精度な予測ができたが、際立ったデータに対する予測は不十分である。

今後の課題は教師データのより詳細な分析やゲイン付与アルゴリズムの検討である。

参考文献

- (1) エドガーH シャイン(金井寿宏):「キャリア・アンカー 自分のほんとうの価値を見つけよう」, 白桃書房, 東京, (2003)
- (2) IPA 情報処理推進機構, 「IT人材白書2016」, (2016)
- (3) Rumelhart, David E., Geoffrey E. Hinton, and Ronald J. Williams. "Learning representations by back-propagating errors." Cognitive modeling, (1988)