

キャリアデザイン支援ツールの研究

Study of Career Design Support Tool

分島 亮汰^{*1}, 山根 諒平^{*1}, 濱崎 利彦^{*1}
 Ryota WAKEZIMA^{*1}, Ryohei YAMANE^{*1}, Toshihiko HAMASAKI^{*1}

^{*1} 広島工業大学情報学部

^{*1} Faculty of Applied Information Science, Hiroshima Institute of Technology

Email: b114252@cc.it-hiroshima.ac.jp

あらまし: 大学入学時点で将来の希望職種が明確になっている情報系学生は多くない。だが一方で4年間の履修計画の初期設定も求められる。その結果不確定な予測のもとに一貫性の乏しい暫定計画を立てることになってしまう。本研究はその改善のために、将来所属する可能性の高い産業分野を、入学時のトレーニング中に実施される自己分析アンケートの結果から、ニューラルネットワークエンジンによる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。

キーワード: ニューラルネットワーク, キャリア・アンカー, 学習支援, アプリケーション

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く、4年間の大学生活を通して少しずつ自身のやりたいこと、向き不向きを理解していく。一方で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を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年間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システムが必要不可欠である。本研究では、その改善のために将来所属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意識とキャリアとの相関関係を解析し、システム化できるかどうか、その可能性について検討した。

2. 開発アプリケーション概要

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」「興味のあるIT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と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。決められた設問項目の和を求めることで4種類の学習スタイル「Do」「Look」「Think」「Plan・Grow」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いものである。

キャリア・アンカーと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TF・GM・AU・SE・EC・SV・CH・LSの8つのカテゴリーに分類される。⁽¹⁾

興味のあるIT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」⁽²⁾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。

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「興味のあるIT分野」の予測結果をグラフ形式で出力する。

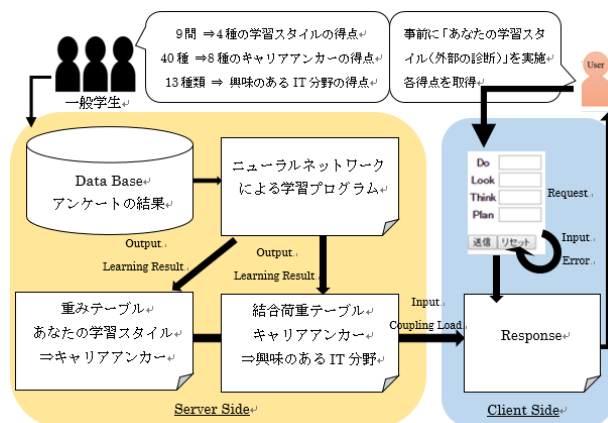


図1 アプリケーションの概要

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」と「キャリア・アンカー」、「キャリア・アンカー」と「興味のあるIT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。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タム法を用いて処理をしている。(3)

$$\Delta w^{(h)} = -\eta \nabla E(w^{(h)}) + \alpha \Delta w^{(h-1)} \quad (1)$$

ここで、 Δw は結合荷重の移動量、 h は現在の学習回数、 E は目的関数、 η は学習率、 α はモーメンタム係数表している。活性化関数には以下の式で表されるシグモイド関数を用いる。

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

差の計算には二乗誤差関数を用いている。式は以下に示す。

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (z_k - t_k)^2 \quad (3)$$

ここで、 z_k は出力層の k 番目のユニットの出力値を表し、 t_k は教師データを表している。

「あなたの学習スタイル」と「キャリア・アンカー」の相関を学習するニューラルネットワークでは入力層ユニットの数は4つと常に1を出力するバイアスユニットが1つある。中間層ユニットの数は十分に誤差の値が小さくなった8つと常に1を出力するバイアスユニットが1つある。出力層ユニットの数は8つである。「キャリア・アンカー」と「興味のあるIT分野」の相関を学習するニューラルネットワークでは入力層ユニットの数は8つと常に1を出力するバイアスユニットが1つある。中間層ユニットの数は十分に誤差の値が小さくなった10個と常に1を出力するバイアスユニットが1つある。出力層ユニットの数は13つである。教師データには本学情報学部の子生6名を対象として実施したアンケート結果を利用した。学習回数は5000回とした。

学習による誤差の収束の様子を図2に示す。また、左図が「学習スタイル」と「キャリア・アンカー」で行った結果であり、右図が「キャリア・アンカー」と「興味のあるIT分野」で行った結果である。

一度「キャリア・アンカー」と「興味のあるIT分野」との相関の学習の際500回程度の位置で誤差が大きく増しているが、その後誤差が十分小さな値まで収束していることから十分であると考えられる。

「あなたの学習スタイル」と「キャリア・アンカー」の相関の学習結果の最終的に得られる出力層と教師データの比較の結果の一例を図2に、「キャリア・アンカー」と「興味のあるIT分野」の相関の学習結果の最終的に得られる出力層と教師データの比較結果の一例を図3に示す。図から今回用いた3種類のアンケート間の相関関係をニューラルネットワークにより学習可能であることが確認できる。

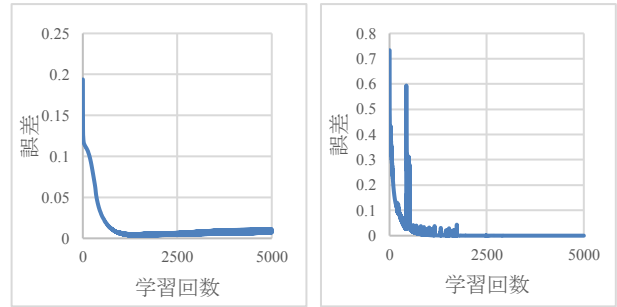


図2 学習による誤差の収束

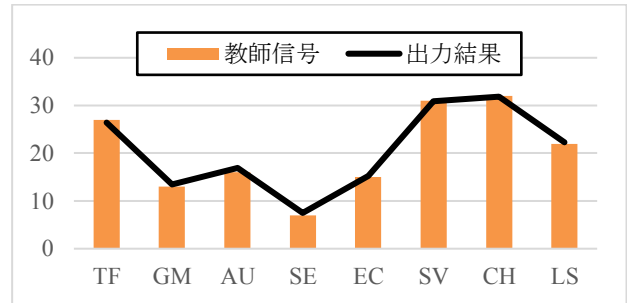


図3 「あなたの学習スタイル」と「キャリア・アンカー」の出力層と教師データの比較の結果

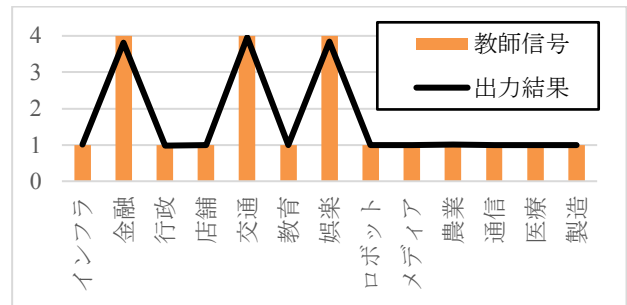


図4 「キャリア・アンカー」と「興味のあるIT分野」の出力層と教師データの比較の結果

4. 終わりに

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適性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。

今回は学習データが6人と非常に少なかったが、推論エンジンとしてはうまく動作したと考えられる。より教師データを増やし、推論精度を高めていく必要がある。また、システム評価のために、実際に利用した結果についてアンケートを実施し、ユーザにとってそれが正しいと感じるかどうかを確認していくことが必要であると考えられる。

参考文献

- (1) エドガーHシャイン (金井寿宏訳) : 「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