

タイピングパターンを使った認証 Authentication using typing-pattern with Neural Network.

森田邦明[†]
Kuniaki MORITA

羽賀隆洋[†]
Takahiro HAGA

Abstract We can operate computers from far away via network nowadays. It is important to authenticate regular user. A typing-pattern is a special feature of the person, and not knowledge like a password. It is difficult to imitate a special feature of the person, therefore typing-pattern is useful to authenticate regular user.

This paper proposes a way to authenticate regular user using typing-pattern with Neural Network.

1. はじめに

ある程度キーボードの扱いになれた人間があるセンテンスを入力するリズム(タイピングパターン)は一定で、人それぞれのある特定のリズムを持っているものと考えられる。タイピングパターンを使った認証は従来のパスワードのような知識を使った認証ではなくて、身体的な特徴を使った認証のシステムを提供する。この身体的特徴を真似る事は非常に困難である。本稿ではそのタイピングパターンをニューラルネットワークに入力して学習させ、そのセンテンスを入力した人間を特定するシステムを考える。これはネットワークにおける認証の手助けになるものと考えられる。

2. 認証方法

まず、判定に使うセンテンスを適当に決める。これを何人かの人間に入力させてニューラルネットワークの学習用データを作成する。これは同じセンテンスを 10 回程入力してもらう。

この入力にはタイマによってキーを押下した時間の間隔を測定する。この時間間隔はニューラルネットワークに入力するため 0 から 1 までに正規化をする。さらに入力の特徴がよく出るようにフィルターを通す。このフィルターには時間間隔の平均値を中心とするシグモイド関数を採用した。その式は入力間隔の平均値を t_{ave} 、入力間隔を t とすると、

$$\frac{1}{1 + e^{-\frac{t-t_{ave}}{\alpha}}}$$

で表される式を利用する。式中の α は関数の立上りの急さで急な程より強く特徴づけられるようになる。

平均値 t_{ave} を 0.5 とした時のフィルターを fig.1 に示す。

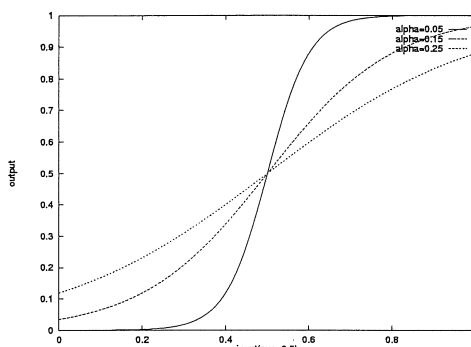


fig.1 フィルター ($t_{ave} = 0.5$)

このようにして得られたデータをニューラルネットワークに学習させその入力が誰のものかを判別する。

3. filter の α の値の決定

まず、3 人の入力を判定する実験を行なった。3 人には同じセンテンス “intelligence” を入力してもらった。使用したニューラルネットワークは入力層は 20(これは入力文字数に関わらず一定で足りない分は 0 で埋められる)、中間層は幅が 13 で深さが 3 層、出力層は 3 のネットワークを使用した。

この状態でフィルターのシグモイド関数の α の値を 0.05 から 0.6 まで変化させて認識率を見た。

認識率はニューラルネットワークの学習用と実際の入力をシミュレーションする認識用に別々に採ったデータ

[†]愛知工業大学 情報通信工学科 (豊田市)

を用いて、

$$\text{認識率} = \frac{\text{認識に成功した回数}}{\text{認識用に採ったデータの個数}}$$

により算出した。なおこの実験では一人当たり 10 個ずつデータを採った。

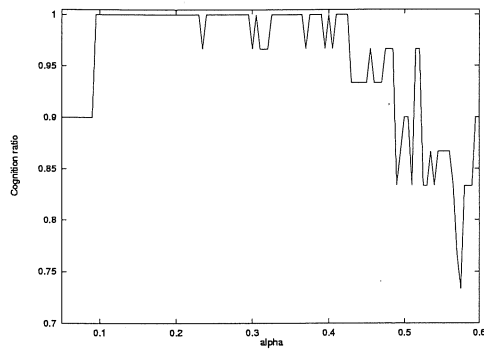


fig.2 α の変化による認識率

グラフ (fig.2) を見ると、認識率が 100% を示しているところがあるので、この後は $\alpha = 0.15$ として実験を行なった。

4. 人数の変化による認識率

人数を変えて実験を行なった。変化させる人数は 2 人から 9 人で、人数の変化に対応してニューラルネットワークの大きさを変える必要があると考え、ニューラルネットワークの大きさは人数を N 人とする、入力層は 20、中間層は幅が $3N+4$ 、深さが 3 層、出力層は N のネットワークを使用した。また、中間層の幅が $3N+8$ 及び $3.6N+8$ のネットワークでも実験を行なった。フィルターの α の値は 0.15 である。

この実験結果を fig.3 に示す。

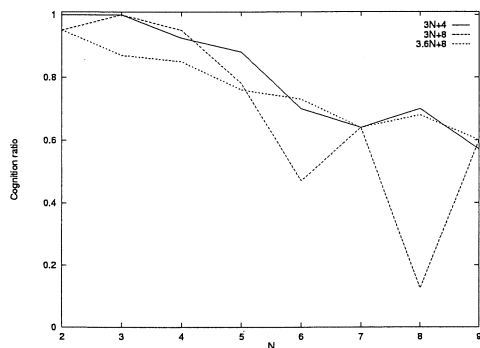


fig.3 人数による認識率の変化

fig.3 を見ると、中間層の幅が大きい方が必ずしも認識率が高くないことがわかる。この中間層の幅は経験的に得られたもので何人の時にいくつにすれば良いかということを決めることは難しい。

5. 考察

キーボードの扱いに慣れていない人も実験に参加しているので認識率が落ちているのかも知れないが、慣れた人でやればもうすこし高い認識率がでたのではないかと思う。

認識率が急に落ち込む時があるが、中間層の幅を調整することによって認識率が上がる。これは、ある中間層の幅と人数の組合せのときに起こるので発見し修正しなければならない。このことから中間層の幅を決定するための式を導き出す必要がある。

しかし 9 人までで概ね 60% 以上の認識率を示しているのだから良い結果であると思われる。

6. まとめ

今回の実験では少人数での判別を行なったが、人数が増えた場合、最適な中間層の幅を決定するのが困難になる。学習用のデータとしてニューラルネットワークに入力するデータときちんと学習したかを確認するためのデータを用意してパラメータを変えながら確認していく必要があった。

また人数が多くなると、似たリズムの入力が行なわれる場合が出て来る可能性も考えられる。その場合、入力間隔を計るタイマの精度を上げる方法も考えられるが、現在の実験ではキーの入力間隔の割合しかがニューラルネットワークに情報として与えられていないので限界があるように思われる。しかし、ニューラルネットワークに与えられる情報を増やすことで改善されるのではないかと考える。例えばキーボードのキーの配置に基づいて、どの指でどのキーが押されるかが決定されているので指と指の入力間隔や、キーの速さによる入力間隔といった情報もニューラルネットワークに与えるようにする。

これらを応用すれば、任意の文字列について誰の入力かを特定することも可能ではないかと考えられる。

参考文献

Dwayne Phillips. "The Backpropagation Neural Network", C MAGAZINE, Vol.8 No.6, pp.6-12, June 1996.