

L-057

## ニューラルネットワークを用いた日本語文入力による キーストロークダイナミクス解析

### Analysis of Keystroke Dynamics in Japanese Text Typing Using Neural Network

佐村 敏治<sup>†</sup>

Toshiharu SAMURA

西村 治彦<sup>‡</sup>

Haruhiko NISHIMURA

#### 1. はじめに

人の打鍵(キーストローク)の経時的なデータには固有のパターンが存在しており、この性質を利用することはこれからの情報社会において大きな可能性を担っていくと考えられる。バイオメトリックスの立場からの、キーストロークダイナミクスにおけるこれまでの研究の多くは、利用者のログイン時のパスワード認証であった。

本研究ではパスワード認証のように何度も同じ短い語を入力するのではなく、全く異なった文章を入力しても個人の特徴が捉えられるような分析方法を検討する。このような非定型(多様)な長文を入力したときのキーストロークダイナミクスの研究は少なく、我々の知る限り英文入力についてである [1, 2]。

そこで、日本語文を入力したときのキーストロークダイナミクスを考える。前回我々は、日本語文入力に特化した特徴量を提案した [3]。そして重みつきユークリッド距離を識別関数として、これらの特徴量を組み合わせることで高い認証率を得ることを示した。しかし、重みつきユークリッド距離では、重みの決定はヒューリスティックになってしまう。本稿では、識別関数にニューラルネットを用いることで、重み決定のあいまいさをなくし、さらに認証率を上げることを目的とした。

長文入力による認証システムの研究は、不正ユーザがコンピュータシステムに侵入したときの検出システムに利用することができる。またタイピング学習においてもキーストロークレベルの解析を行うことで熟達度向上の要因を調べることに生かせると期待できる [4]。

#### 2. 打鍵データ収集システム

本節では打鍵データの収集システム [5] と被験者の分類について説明する。図 1 に打鍵データ収集ソフトの画面を示す。これは、CGI を用いた Web ベースのタッチタイピング学習システムである。タッチタイピングの部分は文献 [6] を用いる。

被験者は 5 分間に画面中央の日本語文を見て入力する。被験者が入力時、ブラウザでは JavaScript が動作し、入力文字、キープレス時間、キーリリース時間を記録する。時間は UNIX 時間(ミリ秒)で計測する。Ajax 方式を利用して記録したデータをサーバに転送する。

次にデータ収集した被験者の分類について述べる。各被験者が 1 週間以上期間を空けて入力した異なった文書に対して、5 分間の入力文字数が N 文字以上に達した文書を Group N に属するとする。ここでは各被験者に対して 5 文書を対象とする。本稿では、500 文字(初心者

レベル)以上グループ、700 文字(初級者レベル)以上グループ、900 文字(中級者レベル)以上グループの 3 つのグループに分けて解析を行う(表 1)。

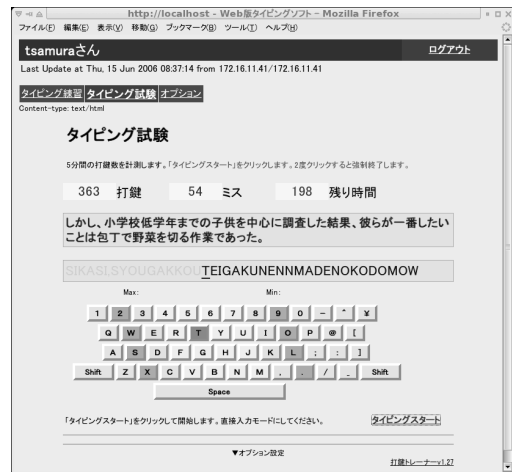


図 1: Typing Screen.

表 1: Group Classifications.

Group	Group 500	Group 700	Group 900
character #	≥ 500	≥ 700	≥ 900
subject #	65	36	23
sample doc #	325	180	115

#### 3. 特徴量抽出と分析方法

日本語文入力において個人を識別するための特徴量として、次の 7 つの特徴量を用いる(表 2)。“2gram-pr”, “2gram-pp”, “romaji” は、欠損データを避けるために、頻出度数の多い文字に限定している。

ある特徴量を  $x$  としたとき、次式のように標準化する。

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

ここで、 $min$  と  $max$  は全被験者からの特徴量  $x$  の最小値と最大値である。

次に識別方法について述べる。識別関数として、文献 [3] では重みつきユークリッド距離 (Weighted Euclid Distance: WED) を用いた(図 2)。未知文書と各プロフィール文書に関して、識別関数を計算する。その中で最小値を持つプロフィール文書の入力者を未知文書の入力者とみなす。表 2 で示す各特徴量の重みつきユークリッド距離の二乗を計算し、合計をとった。ここで、1gram-pr の重みは登場した文字の種類で割る。2gram-pr, 2gram-pp

<sup>†</sup> 明石工業高等専門学校, Akashi National College of Technology  
<sup>‡</sup> 兵庫県立大学, University of Hyogo

表 2: Feature Indexes.

notation	explanation
1gram-pr	Average and standard deviation of key press durations for six most frequent 1-gram letters of (a, i, u, e, o, n)
2gram-pr	Average and standard deviation of key press durations of the second character for eleven most frequent 2-gram letters of (no, ni, ru)
2gram-pp	Average and standard deviation of the transition times between the eleven most common letter pairs of the 2-gram letters (no, ni, ru)
chara#	number of input characters (per one minut)
miss#	Number of Miss input (per one minut)
2pp#	Number of consecutive key press(per 1 minute)
romaji	Difference of Romaji Input 「つ (tu, tsu) 」, 「し (si, shi) 」

の重みについても同様に扱う。chara#, miss#, 2pp#の重み  $\omega$  は次のようにする。

$$\omega_k^{\text{chara\#}} = 0.2, \omega_k^{\text{miss\#}} = 0.2, \omega_k^{\text{2pp\#}} = 0.5 \quad (2)$$

romaji は、文書 A の入力と文書 B の入力と同じローマ字入力を行ってあれば 0 を、違ってあれば 1 を与える。

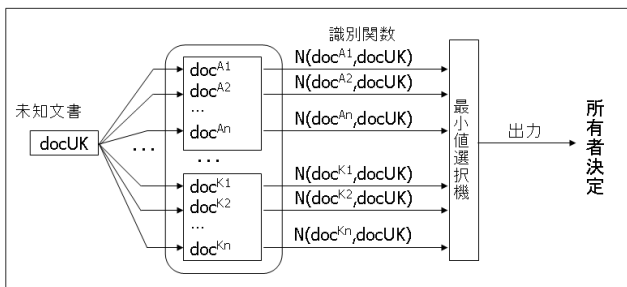


図 2: Nearest Neighbor Rule.

しかし、これらの重みの決定はヒューリスティックであり、試行錯誤を余儀なくされる。そこで本稿では識別として階層型ニューラルネットワーク (NN) によるバックプロパゲーション法を用いた。階層は 3 層 (入力, 中間, 出力層) とする。各層のニューロン数は、入力層を総特徴量数の 27 とし、中間層を (入力ニューロン数 + 出力ニューロン数) / 2 とし、出力層を被験者数とする。表 3 にニューラルネットワーク学習に用いたパラメータを示す。

認証率の評価方法としては、WED の場合と同様に leave-one-out クロスバリデーションを採用した。

#### 4. 解析結果

表 4 に各グループの認証率を示す。NN が今回新しく解析したニューラルネットワークの結果で、WED が重みつきユークリッド距離で解析した結果である。同じ特徴量で比較すると全てのグループで認証率が数 % 向上した。ま

表 3: Parameters of Neural Network Learning.

parameter	value
leaning rate	0.65
momentum	0.65
learning iteration	500

た初心者レベルのサンプル数が多い場合にも本手法が有効である傾向がうかがえる。

表 4: Recognition Accuracy of each group. The value in parenthesis represents the number of the recognized samples.

method	Group 500 325 samples	Group 700 180 samples	Group 1000 115 samples
NN	83.4 % (271)	97.8 % (176)	97.4 % (112)
WED	79.9 % (258)	95.6 % (172)	96.5 % (111)

#### 5. まとめ

日本語文を扱った長文入力時のキーストロークダイナミクスについて検討した。日本語文入力に特化した 7 特徴量を提案し、識別関数としてニューラルネットワークを用いる方法とその結果について述べた。

今後、特徴量の欠損データの処理についても解析を進め、その認証率を調べる。また、不正侵入システム等の応用面についても検討を行っていく。

#### 参考文献

- [1] Gunnetti, D., Picardi, C.; Keystroke Analysis of Free Text; ACM, Vol. 8, No. 3, pp.312-347 (2005)
- [2] Villani, M., Tappert, C., Ngo, G., Simone, J., Fort, H., Cha, S.; Keystroke Biometric Recognition Studies on Long-Text Input under Ideal and Application-Oriented Conditions, CVPRW'06, (2006)
- [3] 佐村敏治, 西村治彦; キーストロークダイナミクスによる日本語文での個人識別, 第 51 回システム制御情報学会研究発表会講演論文集, pp.707-708 (2007.5)
- [4] 佐村敏治, 西村治彦; キーストローク単位による日本語タッチタイピングの熟達度の分析, 第 6 回情報科学技術フォーラム, 2W-2, (2007.9)
- [5] 佐村敏治; タッチタイピング学習のための e-Learning システム, 第 26 回高専情報処理教育研究会論文集, pp.209-212 (2006)
- [6] Mura's 打鍵トレーラー;  
<http://www.purasusikou.jp/muras/>, (2007.7)