J102044

高齢者の日常生活パターンの解析についての研究

森崎 卓也^{*1}, 吉木 大司^{*2}, 松本 佳昭^{*2}, 江 鐘偉^{*3}

Research of analysis of senior person's daily life pattern

Takuya MORISAKI^{*1}, Daiji YOSHIKI^{*2}, Yoshiaki MATSUMOTO^{*2} and Zhongwei JIANG^{*3}^{*1} Yamaguchi University

Yamaguchi University, 2-16-1 Tokiwadai, Ube, Yamaguchi

Recently, elderly people living alone have been increased rapidly in Japan. Therefore, we have been developing an automatically tele-monitoring system for home appliance equipment's switching status. In this paper, we proposed the method of analyzing daily life status that uses the pattern recognition technique. In this technique, we assume a home appliance status as a pattern image; it can consider a correlation of home appliances usage, for example a correlation between 'the usage television set' and 'the usage living light' that are in same room. As a result for four years monitoring in elderly person's home, the proposed method can distinguish the pattern of daily life from the pattern of non-daily life, effectively.

Key Words : elderly people, tele-monitoring of home appliance's switching status, pattern recognition

1. 結 言

2009 年 9 月現在において、我が国の 65 歳以上の人口比率は 23%を超えたと発表された⁽¹⁾。急速な少子高齢化に伴い、独居高齢者または高齢者世帯が急増している。このような背景から、離れて居住する家族が高齢者の安否や生活状況を容易に把握できるシステムが切望されている。

我々は、以前から高齢者の家電製品の利用状況に着目した生活モニタリングシステムの開発を行ってきた⁽²⁾。具体的には、図 1 に示すように電気製品の平行電源ケーブルにセンサに装着することで、家電製品を通电した際に電源ケーブルに発生する磁場を検知して利用状況を把握するものである。

Fig.1. Daily life tele-monitoring system.

^{*1} 学生員, 山口大学 大学院 (〒755 - 0097 山口県宇部市常盤台 2-16-1)

^{*2} 地方独立行政法人山口県産業技術センター (〒755 - 0195 山口県宇部市あすとぴあ 4-1-1)

^{*3} 正員, 山口大学 大学院 (〒755 - 0097 山口県宇部市常盤台 2-16-1)

E-mail: p047ve@yamaguchi-u.ac.jp

本稿では、一定期間の家電製品の利用状況から基準となる日常生活パターンを形成し、パターン認識手法を応用することで日常生活度を解析する手法を提案する。提案手法の有効性を確認するため、山口県宇部市在住の男性（80代）を被験者としたフィールドデータを用いて検証した結果について報告する。

2. 従来のパターン解析手法

従来の手法では⁽³⁾、高齢者の M 日分の家電使用状況から各家電の各時刻における平均使用率を基準ベクトル $\vec{r}$ とし、これと d 日の各時刻での使用状況ベクトル $\vec{s}_d$ との相関係数を日常生活度 R_d と表現していた。

$$R_d = \frac{\langle \vec{r} \cdot \vec{s}_d \rangle}{\|\vec{r}\| \cdot \|\vec{s}_d\|} \quad (1)$$

ここで、

$$\vec{s}_d = (s_{1,d}, s_{2,d}, \dots, s_{i,d}, \dots, s_{1440,d}) \quad (2)$$

$$\vec{r} = \frac{1}{M} \sum_{d=1}^M \vec{s}_d \quad (3)$$

であり、 $s_{i,d}$ は d 日における時刻 0:00 から i 分経った時の家電の使用状況（使用時 1、未使用時 0）である。

図 2 に被験者（80 代男性）の 2007 年 7 月から 2011 年 5 月までの 4 年間の家電使用状況から求めた平均基準パターンを示し、図 3 に 2009 年 9 月 27 日の 1 日分のパターンを示す。図 4 に 2009 年 9 月の 1 ヶ月分のパターンと図 2 に示した平均基準パターンとの相関係数 R_d 値の日々の推移を示す。図 2,3 は便宜上パターン画像のように表現しているが、実際には 1 次元配列のデータとして取り扱っている。

Fig.2. Average reference pattern. ($\vec{r}$)

Fig.3. Life pattern (s_d)

[2009/9/27... AM outside]

Fig.4. Transition of correlation coefficient

図 4 において、 R_d の値が小さい程（基準ベクトルとの相関が低い程）、日常的とは異なったパターンであることを意味している。ここで、図中の赤い破線で囲んだ、 R_d の値が最も小さい値を示している 2009 年 9 月 27 日のモニタリングデータ（パターンは図 3）に注目する。この日は夜間にテレビが使用されているが、同じ部屋の照明（リビング照明）が使用されていない。従来の手法では、閾値を設定することで、ある程度、日常と非日常の判別を行うことが可能であった。なお、ここでは、日常パターンを非日常パターンとの相関の閾値を 0.8 と設定した。従来の手法においては、各家電の利用率の相関を独立して求めている。

しかしながら、従来手法では、より詳細な状態を把握したいというニーズに応えることはできない。一方、本システムは複数の家電の利用状況を同時にモニタリングする特徴がある。つまり、リビングにある照明とテレビの使用状況には、一定の相関があると考えられる。例えば、日没後にテレビを利用する際には、必ず照明は点灯させているはずである。仮に、テレビだけが使用されている場合は、何らかの異常が発生している可能性が高いと考えられる。また、就寝時には寝室に移動するため、寝室の照明が点灯している時は、リビングのテレビや照明は電源が切れているはずである。このように、家電間にも利用状況に相関や遷移が見られるものも多い。そこで、本稿では家電間の相関を考慮した評価を行うための手法として画像認識技術を用いたパターン解析を提案する。これは、図3に示すような、ある日の全ての家電の使用状況を“テキストチャ”として捉えることで家電間の相関も考慮した評価ができるのではないかと考えられる。これらのテキストチャを特徴的なパターンごとにクラスタリングさせ、それを教師データにすることで、行動識別も可能であると考えている。

3. 画像認識技術を用いたパターン解析手法

3・1 主成分分析による画像認識

顔認識などによく用いられているパターン認識手法では、処理量の削減や識別のために、有効な特徴の抽出もしくは選択のために特徴ベクトルの次元数を削減する処理が用いられる。特徴量の削減の手法として、主成分分析と呼ばれる次元圧縮法がよく用いられている。

主成分分析とは、あるデータ群に対し、出来るだけ元データを失わないように主軸を取ることで元データの特徴を残し、特徴とはあまり関係のない部分を削り、低い次元で表す手法のことを指す^[4]。次元を削除する場合、いくつかのデータが失われてしまうが、分散が最大となるように次元を削除することで、散らばり具合が小さい部分≒平均との違いが小さく分かりにくい部分が消え、平均との違いが大きく元データの特徴として分かりやすい部分を残して低次元化することができる。本稿でも、この手法を取り入れた解析手法を適用することにした。

3・2 パターン画像からの特徴抽出

まず、(3)式で求めた平均基準ベクトル $\vec{\mu}$ を用いて共分散行列

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (\vec{r} - \vec{x}_i)(\vec{r} - \vec{x}_j)^T \quad \{\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_i, \dots, \vec{x}_M\} : M \text{個の教師データ} \quad (4)$$

を計算し、固有値問題

$$C\vec{v} = \lambda\vec{v} \quad (5)$$

を解くことで固有値 λ_j 、固有ベクトル $\vec{v}_j$ といった特徴量を得る⁽⁴⁾。ここから上位 d 次元の固有ベクトルを選択することで作られる射影行列 $\eta = \{\vec{v}_1, \dots, \vec{v}_d\}$ を入力されたパターンに乗ずることで学習データの特徴を残したまま低次元で再現することができる。

学習データから主成分分析を用いて特徴抽出を行い、再現した入力ベクトル $\vec{t}$ と正規化した平均基準パターン $\vec{\mu}$ との自乗誤差 D を算出する。

$$D^2 = \|\vec{\mu} - \vec{t}\|^2 \quad (6)$$

ここで、(6)式の平均基準ベクトル $\vec{\mu}$ を4年間の平均画像とした理由は、高齢者は本人が最も快適に過ごせる生活パターンを繰り返し、比較的規則正しい生活パターンを営んでいることから、長期に渡る平均パターンに日常生活パターンが反映されていると考えたからである。つまり、(6)式の D の値が大きい（基準パターンとの差異が大きい）場合は、日常生活のパターンとの差異が大きい、非日常の可能性が大きいことを指す。

4. 結果及び考察

フィールド実験より得られたモニタリングデータをテクスチャデータとして取り扱うため、1次元配列データを 45×3 の配列(画像)へ再構成した。(3)式で求めた平均基準パターンを再構成したテクスチャ画像を図5に示す。前節で求めた固有ベクトルの次元の決定方法としては、図6に示すように、固有ベクトルの寄与率を算出して全体の80%程度の再現性が得られるよう決定した。ここでは、上位10次元の固有ベクトルを用いることで原画像の80%の再現性が得られることになる。

Fig.5. Average reference pattern

Fig.6. Contribution ratio of eigen vector

提案手法に従い、被験者(80代男性)の2007年7月から2011年5月までの約4年間分のモニタリングデータから特徴ベクトルを抽出し日常生活度 D を算出した。2009年9月の1ヵ月分のモニタリングデータを図7に、その時の日常生活度の推移グラフを図8に示す。ここでの数値は基準パターンとの誤差が大きい程(日常ではないほど)大きな数値を示す。また、(a)~(d)は D が大きい値を示した上位4日で、(e)と(f)は日常生活度が小さい値を示した下位2日を示している。

Fig.7. Monitoring data of September, 2009

Fig.8. Transition of D (daily life evaluation value)

図9に(a)~(d)は D が大きい値(日常とは異なる)を示した上位4日の生活パターンと再現画像を示す。(a)ではTVの使用は日常的な利用状況であるがリビングの照明が使用されていない。(d)も同様のことが言えるが、こちらはTVの使用パターンが日常とは異なっているため、 D は(a)の値よりも大きい値を示している。一方、(b)ではリビングの照明が日中点灯したままとなっている。ここでのモニタリングデータは9月の時のもので、日照時間が長く季節的に日中に照明を使用することはあまりないと考えられるため、これも異常である可能性が大きい。(c)も同様の事が言える。また、これらの日常生活度を比較すると(b)のパターンの方が僅かに大きい値を示しており、再現画像を見比べると、(b)のパターンではTVの連続使用時間が長いことが分かる。このように本手法で評価を行った場合、家電製品を長時間不自然に利用したままなどのパターンを異常として検知できることも分かった。これらのパターンは図4の従来手法において、日常と異なると検出できていなかったが、本手法では明瞭に検出できていることが分かる。

Fig.9 Examples of abnormal life pattern.

図 10 に、 D が低い値（基準パターンと類似度が高い）を示した代表的な 2 日（e）と（f）の実際の生活パターンと再現画像について考察する。図 10 と平均基準パターン（図 5）とを比較すると、TV の使用についてモニタリングデータとの差が見られるため誤差が現れそうであるが、この程度の差はノイズとして無視できるものである。本手法では、固有画像として再現して評価を行っているため、図に赤枠で示したような小さなノイズは無視して再現できており、かつ寝室の照明の使用状況のような平均基準パターンの特徴として表わされていた箇所については残したまま適切に再現できていることが分かる。

Fig.10 Examples of normal life pattern

5. まとめ

家電製品の利用状況をモニタリングすることにより、高齢者の生活状況を解析する手法を提案した。本稿で得られた成果は以下の通りである。

- 1) 画像認識技術を用いたパターン解析手法を応用することで、複数の家電使用状況を総合的に評価できる手法を提案した。
- 2) フィールド実験により得られたデータに対して提案手法を適用した結果、基準パターンとの違いを定量評価することで日常度の指標に用いることが出来る可能性が確認できた。

今後は、解析結果を詳細に検討し提案手法の妥当性を確認する予定である。また、基準パターンを日常、非日常だけでなく、季節別、行動別のパターンなどにクラスタリングすることで、日々のパターンから生活状況をより詳細に把握する手法についても併せて検討していく予定である。

5. 参考文献

- (1) 内閣府編, 高齢社会白書, (2009)
- (2) 吉木大司, 松本佳昭, 江鐘偉 家電製品の使用状況によるみまもり支援システムの開発(第 2 報) 日本機械学会 2005 年次大会 Vol.6
- (3) MOHD FAUZI BIN IBRAHIM, 吉木大司, 松本佳昭, 江 鐘偉 家電利用状況による日常生活度解析システムの開発 日本機械学会 2010 年次大会
- (4) 板野鋭, パターン認識における主成分分析ー顔画像認識を例としてー 統計数理(2001) Vol.49, no.1 pp.23-24