

## ジャーナリストロボットシステム： 実世界からの自律的ニュース探索と事象の記述\*

松本理恵, 中山英樹, 原田達也, 國吉康夫†

東京大学大学院 情報理工学系研究科 知能機械情報学専攻‡

### 1. はじめに

従来、報道の主体はマスメディアが担っていた。個人向けニュースの提供には多くの取材者が必要だが、記者の数は限られており、取材の自動化が期待される。先行研究に、遠隔操作で戦場取材を行う Afghan Explorer\*<sup>1</sup> があるが、ニュース価値の自動判断は行われていない。本稿は、実世界を探索して記事を生成するジャーナリストロボットシステムの開発を目指す。

取材の自動化には、事象のニュース価値を自動的に判断する必要がある。ニュース性の指標として、時間性、インパクト、著名性、近接性、対立・争い、異常性、はやり、必要性が提案されている<sup>(1)</sup>。探索にロボットを用いることで、得られる事象が時間性と近接性の高いものに限定される。本稿では、寄与の大きい指標としてインパクトと異常性に注目し、これらを数値化することでニュース性を評価する。さらに、内容の補足や検索性の向上のため、事象の内容を文字情報で表すことを目指す。

### 2. ジャーナリストロボットの機構

システム全体の構成を図 1 に示す。

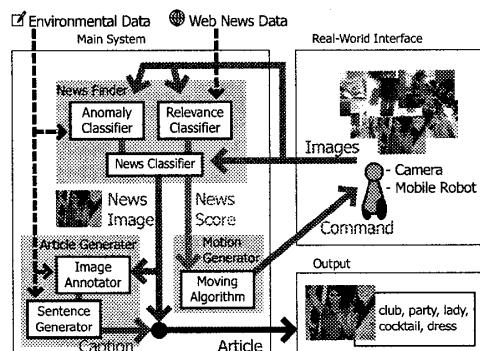


Fig. 1 Framework of the Journalist Robot System

まず、ユーザ独自の日常画像や既存のウェブニュース画像から構築したデータベースを基に、ニュース性判別器を構成する (News Finder)。実世界を自律的に移動探索する中で、周囲を観察しながらニュース性評価を繰り返し、ニュース性が高い事象を記録する (Motion Generator)。そして、得られたニュース画像と、それに関連する単語を記事として出力する (Article Generator)。

\* Journalist Robot System: Autonomous News Exploring and Fine Description of Events

† R. Matsumoto, H. Nakayama, T. Harada, Y. Kuniyoshi

‡ The University of Tokyo

\*<sup>1</sup> <http://www.afghanexplorer.net/>

**2・1 事象のニュース性評価** 用いる指標のうち、インパクトは有用性と関連性からなる。有用性はニュースを受け取る人や時によって大きく変わるために、関連性がインパクトの指標にふさわしい。よって、関連性と異常性を数値化し、積をニュース性として用いる。

$$\text{NewsScore} = \text{Relevance} \times \text{Anomaly}. \quad (1)$$

関連性は、どれだけ多くの読者と関連を持つかを表す。既知の情報との類似度で評価できるため、ニュース画像を用いた 1 クラス判別問題として定式化する。未知事象発見には汎化性が必要となる。また、人の興味に関わるため、境界面は非線形になると予測される。この要件を満たす 1 クラス判別器 One-Class Support Vector Machine<sup>(2)</sup> を用いた。学習画像  $N_r$  枚の多くを含み、かつ最小の領域内でクラス  $y = +1$ 、それ以外で  $y = -1$  となる識別関数を導出し、学習する。Lagrange の未定乗数法を用い、マージン最大化の目的関数はカーネル関数  $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})$  の形で表される。未定係数  $\alpha$ 、分離超平面と原点の距離  $b$  を最適化して得られた分離超平面からの距離を関連性とする。

$$\text{Relevance} = \sum_{i=1}^{N_r} (\alpha_i y_i k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b). \quad (2)$$

一方異常性は、事象の珍しさを表す。珍しい事象の事前学習は困難なため、統計的に学習した日常状態を用いて異常を評価する南里らの手法<sup>(3)</sup> を用いる。日常学習画像の主成分分析を行い、部分空間を構築する。入力が日常状態と大きく異なると、得られた部分空間との距離が大きくなる。学習画像の特徴量  $\mathbf{x}_i$  から部分空間への射影子を  $\Theta$ 、単位行列を  $I$  とする。距離は画像特徴のスケールにも影響されるため、角度の正弦値を異常性として用い、分母に定数  $C_a$  を加える。

$$\text{Anomaly} = \frac{\| (I - \Theta) \mathbf{x} \|}{\| \mathbf{x} \| + C_a}. \quad (3)$$

**2・2 画像からの記事生成** 画像からの記事生成を目指し、画像と単語を結び付ける。本稿では、我々のグループで開発した、正準相関分析を用いた確率構造学習<sup>(4)</sup> による高精度・高速なアノテーション手法を用いる。まず  $N$  組の画像特徴  $\mathbf{x}$  と単語特徴  $\mathbf{w}$  を、線形変換で相関が最大となる新変量  $s$  と  $t$  に射影する。 $s$ 、 $t$  の次元を適当に打ち切り、次元圧縮を行う。新奇画像特徴  $\mathbf{x}_{new}$  に対して、事後確率  $P(\mathbf{w}|\mathbf{x}_{new})$  最大となる  $\mathbf{w}$  を求める。新奇画像の事前確率は単語に拠らないため、定数  $C$  で表せる。組み合わせを考慮した単語

群での解の探索は難しいため、候補の単語  $w_i$  全ての  $P(w_i|\mathbf{x}_{new})$  を求め、値の高い順に単語を割り付ける。

$$P(w_i|\mathbf{x}_{new}) = \frac{1}{C} \sum_{j=1}^N P(\mathbf{x}_{new}|s_j) P(w_i|s_j). \quad (4)$$

**2・3 用いる画像特徴量** 未知画像の特徴抽出には、画像の事前知識が要らないことが望ましい。さらに、ニュース事象が画像のどこに映っても同じ事象として認識される必要がある。また、一つの事象にアノテーションすべき物体が複数含まれている場合、特徴量は各物体の画像特徴量の和になることが望ましい。これらの要件を満たす特徴量として、物体認識で実績のあるカラー高次局所自己相関特徴<sup>(5)</sup>を選択した。

### 3. 実世界でのニュース探索・記事生成実験

**3・1 セットアップ** 本システムの目的は未知のニュース発見だが、第一段階として花台事象と看板事象の二つを用意し、それらの発見・記事生成を目指した。事象は建物の1フロアの廊下・渡り廊下に設置した。ロボットへの実装と、実験環境を図2に示す。

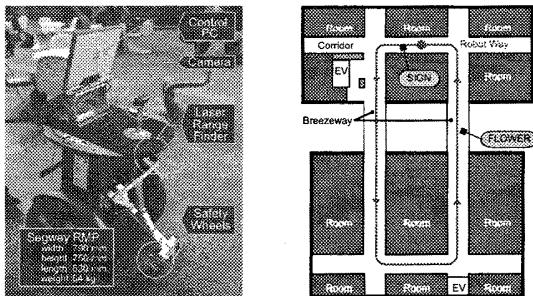


Fig. 2 Implementation and environment

日常状態の学習には、ニュース事象がない状態で撮影した画像2500枚を用いた。関連性学習には、Yahoo! <sup>\*2</sup>とReuters <sup>\*3</sup>の画像、計650枚を用いた。単語と画像の関係学習には、人が2-5単語をアノテーションした1445枚の画像を用いた。

**3・2 実験** まず、自律的にニュースを発見できるかどうか実験した。ロボットの移動には、障害物回避と探索を組み合わせたアルゴリズムを用いている。各事象付近でのニュース性の変化を図3に示す。上段が花台事象、下段が看板事象である。

続いて、得られたニュース画像に適切な単語でラベル付けできるかを確認した。結果を図4に示す。

### 3・3 考察

ニュース探索 花台事象の中で、図3(1)の点だけが関連性・異常性ともに高い。通常はない花台が置かれ、既存ニュースに類似していたためと考えられる。各指標を見ると、図3(2)など関連性のみが高い箇所がある。直観的な解釈としては、初めて来た人にはニュースだが、近隣の人には見慣れた光景と捉えられる。

<sup>\*2</sup> Yahoo! News Photos, <http://news.yahoo.com/photos/>

<sup>\*3</sup> Reuters Pictures, <http://www.reuters.com/>

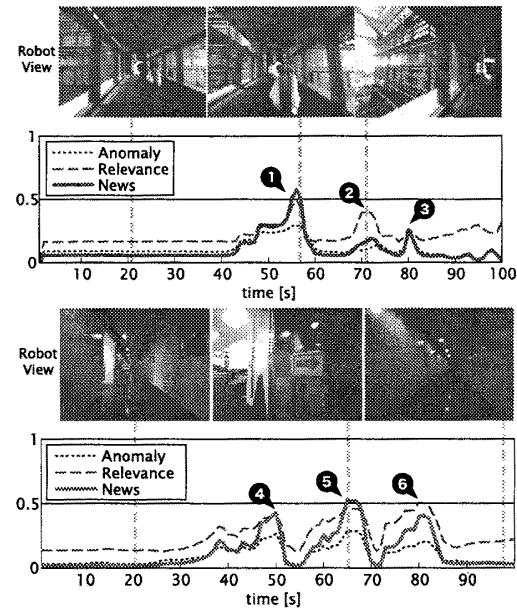


Fig. 3 Experimental result of exploring

	単語 (事後確率)	単語 (事後確率)
corridor (0.797)	red (0.543)	
window (0.795)	chair (0.492)	
plant (0.749)	cone (0.490)	
table (0.657)	green (0.490)	
floor (0.409)	corridor (0.415)	

Fig. 4 News image and annotation result

**記事生成** 画像には一般に複数の対象が写っており、なるべく多くを表現できることが望ましい。人間の感覚との近さを評価するため、各事象に人間の評価者10人が5単語ずつアノテーションした。半数以上が選んだ単語を下記に示す。()内は選んだ人数である。

- ・花台事象 table (8), window (7)
- ・看板事象 arrow (10), corridor (8), cone (7), door (6)

花台事象では2単語とも、看板事象では4単語中2単語を選択することができた。看板事象で「arrow」が選ばなかったのは、画像の中で矢印が小さいため、特徴量の積分過程で埋もれたと考えられる。人間が注目しやすい場所への重み付けなどの改良が考えられる。

### 4. 終わりに

本稿では、取材機能の自動化について考察し、ジャーナリストロボットの機能について定義した。ジャーナリストロボットに必要な機能を分類し、ロボット上に実装した。2種類のニュース事象を用いた実験で、ニュースの発見、単語の導出に成功した。

### 参考文献

- (1) M. Mencher. News Reporting and Writing. McGraw-Hill Publishing Co., 2002.
- (2) V.N. Vapnik. An overview of statistical learning theory. In *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 10, No. 5, pp 988-999, 1999.
- (3) T. Nanri and N. Otsu. Unsupervised Abnormality Detection in Video Surveillance. *Proc. MVA*, pp. 574-577, 2005.
- (4) 中山英樹、原田達也、國吉康夫、大津展之. 画像・単語間概念対応の確率構造学習を利用した超高速画像認識・検索方法. 信学技報, Vol.107, No.384, PRMU2007-147, pp.65-70, 2007.
- (5) T. Kato, T. Kurita, N. Otsu and K. Hirata. A sketch retrieval method for full color image database. *Proc. ICPR*, Vol. 1, pp. 530-533, 1992.