

ライフログ内の記録画像を対象とした撮影コンテキストに基づく検索

牛 尼 剛 聡[†] 渡 邊 豊 英^{††}

ライフログは個人の活動を記録したデータである。ライフログを構成するデータの例として、個人が送受信した電子メール、視聴した TV 番組、デジタルカメラで撮影した記録画像等があげられる。ライフログの特徴として、同一の活動が複数のメディアで記録されていることがある。それぞれのメディアには特徴があり、表現可能な内容には限界がある。メディアを統合化することにより、同一の活動を様々な視点から捉えることが可能となる。統合化されたライフログは、個別のデータ単体では表現できないコンテキストを相互に表現していると考えられる。本研究では、異種メディアで記録されたライフログを統合化し、コンテキストに基づいた検索を実現することを目的とする。統合化の際に問題となるのは、異種メディアの対応付けを厳密に行うことは困難であり、不確実性を伴う点である。本論文では、この問題に対応するために、推論ネットワークを拡張した検索モデルを提案する。なお、検索対象の例としてデジタルカメラや携帯電話などで撮影された記録画像を想定し、記録画像のコンテキストの推定には、利用者が送受信した電子メールのメッセージを利用する。

Context-based Search for Digital Photographs in Life-log

TAKETOSHI USHIAMA[†] and TOYOHIDE WATANABE^{††}

The life-log is the data that records activities of a person. Examples of life-logs are the e-mail messages that he/she sent and received, TV programs that he/she watched, and photographs that he/she took, and so on. One of the most important characteristics of life-log is that the same activities are represented in different media types. Each type has its own characteristic features, and the limitation on its content representation ability. The integration of life-log in different media types enable to represent the same activities from various viewpoints. Integrated life-logs represent contexts each other that are not able to represent in single. The goal of our research is to integrate life-logs in different media and to search them based on their contexts. A problem of the integration is that it is difficult to make correspondences between life-logs in different media types strictly and the correspondences consists uncertainty. In this paper, we introduce a framework based on Bayesian Network. We suppose to search the photographs taken with digital camera based on their recorded contexts, and use e-mail messages for context estimation.

1. ま え が き

Bush¹⁾ は、個人が見たもの聞いたものをすべて記録し、必要に応じて検索可能なシステムである Memex のコンセプトを示した。Bush の提案は 1945 年のことであるが、近年になり、Memex の実現が計算機科学における重要なゴールとして再び注目されている^{2),3)}。

Memex が注目されるのには次に示すような、技術的、社会的な背景があると考えられる。近年の記憶装置の大容量化と低価格化に伴ってデータを全て蓄積しておくことが非現実的ではなくなった。また、記録用センサデバイスの小型化と高性能化により、ウェアラブルコンピュータ技術が進展し、個人の活動時の様々な

データを取得可能になってきたことにより、個人が視聴した対象を記録可能となりつつある。さらに、パーソナルコンピュータとインターネットの普及により、コンピュータ上で行われる個人が日常的な活動を行う機会が増大してきた。

デジタル化され個人の活動の痕跡を表すデータをライフログと呼ぶ。ライフログを取得するための環境には、パーソナルコンピュータ、携帯電話、情報家電、センサネットワーク、ウェアラブルコンピュータ、等が考えられる。ライフログを構成するデータの例として、写真や携帯電話で撮影した画像、視聴した TV・ラジオ番組、ポータブルプレーヤーで再生した音楽、鑑賞した映画、閲覧した Web ページ、送受信した e-mail メッセージ、コンピュータ上の、アプリケーションやファイルのアクセス、GPS により取得した位置情報、脳波・心電図などの生体情報、電話通話記録、情報家電の情報などがある。

[†] 九州大学大学院芸術工学研究院

Faculty of Design, Kyushu University

^{††} 名古屋大学大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science, Nagoya University

ライフログ蓄積する場合、様々なメディアのデータを効率的に管理し有効に活用するための枠組みが必要である。従来データは主にファイルという形式で蓄積され、ファイル名によって識別されることが多かった。大量のファイルを整理するためには、ディレクトリ型の階層構造を利用する。しかし、ライフログのように大量のデータを検索する場合には、ディレクトリ型の整理機構でファイル名に基づいて管理することは非現実的である。現在も、ファイルを内容に基づいて検索する機構も提供されているが、テキストに含まれる単語や画像の物理的な特徴といった低レベルの概念を利用しており、人間が記憶をたどるように抽象的な概念を利用して連想的に対象を検索することは実現されていない。

我々は、ライフログを有効に活用するために、次のような段階で研究を行うことを考えている。1) 個人の活動を記録した異種メディア形式のデータを意味的に関係づけ、高度な検索を可能とする。2) インターネット上で複数のデータを関係づけ、信頼できるコミュニティ内で必要なデータを流通させる。3) インターネット上でライフログを安全に利用できる仕組みを開発する。本論文では1)に対象を絞る。

ライフログの特徴として、個人の生活の記録が異なるメディアを用いて記録されていることがあげられる。それぞれのメディアは、表現できる内容や処理において固有の特徴がある。異なるメディア形式のデータが相互に意味的に関係付けられることで、互いにコンテキストを構成する。これらのコンテキストを利用することにより、抽象度の高い概念や背景知識を必要とする高度な検索要求に対応できる可能性がある。

本論文では、ライフログを構成する異種メディア形式で表現されたデータを時間的な視点から統合化し、複数のメディアの特徴を活かした検索を実現する検索モデルを提案する。具体的な例題として、個人がデジタルカメラやカメラ付き携帯電話で撮影した記録画像を検索することを考える。利用者は撮影された記録画像に対してアノテーションを付加したり分類する作業は行わず、利用者が送受信した e-mail メッセージに基づいて記録画像のコンテキストを推定し、利用者はキーワードによって記録画像を検索できるようにする。

2. 関連研究

ウェアラブルカメラで撮影された映像を対象として、異種メディアのデータを利用して自動的にインデクシングし、高度な検索やアクセスを実現することを目指していくつかの手法が提案されている。上田ら⁴⁾や石

黒らは GPS で得られた空間情報とウェアラブルカメラで撮影した映像を統合化し、地理情報を表すキーワードで映像を検索するための方式を提案している。相澤ら⁵⁾はウェアラブルカメラで記録した映像と脳波データを統合化することにより、映像のダイジェスト化を行う手法を提案している。これらは、時間に基づいて映像に対して異種メディアの対応付けを行っているが、不確実性を伴う対応付けについては考えていない。

個人データの管理のための機構として、Freeman⁶⁾らはファイルをデスクトップメタファではなく時系列によって整理する手法を提案している。Stuff I've Seen⁷⁾は個人が読んだ電子メールやウェブページなどをテキスト情報に基づいて統一的にインデックス付けして検索可能としている。タイムマシンコンピューティング⁸⁾では異種メディアデータを時間軸上の関係を様々な視覚な形式で閲覧する機構を提案している。MyLifeBits⁹⁾では、写真、電子メールなどを様々な情報を実際にデジタル化し異種メディアデータを関係づける数種類のリンクを提案している。これらの研究では、複数の不確実な情報を統合して対象を検索することは考えられていない。

これまでに、我々はメーリングリストや電子掲示板におけるメッセージのやりとりから問題解決活動を推定して Web 検索に活用する手法が提案している¹⁰⁾。これは電子メールに基づいて活動のコンテキストを推定する手法の一種である。本研究では問題解決活動に限らず、利用者の活動一般を対象としている。

3. 推論ネットワーク

e-mail メッセージを利用して記録画像を検索するために、時間情報に基づいて e-mail メッセージと記録画像を活動に対応付ける。この対応付けの再問題になるのは、メッセージを活動に対応付ける際に不確実性が存在することである。また、画像の特徴量を検索に利用する場合も不確実性が存在する。このような不確実性が伴う事実を複合的に解釈して検索をランク付けする必要がある。

信念ネットワークはベイズの定理に基づいて不確実性を伴う推論を行う枠組みである¹¹⁾。Turtle と Croft¹²⁾は信念ネットワークを利用した文書検索を実現する推論ネットワークと呼ばれる検索モデルを提案している。推論ネットワークはクエリネットワークと文書ネットワークから構成される。推論ネットワークに基づく文書検索システムとして INQUERY¹³⁾が実装されている。

推論ネットワークは一般性が高い検索モデルであり、依存関係の適切に設定することで確率モデルやブーリ

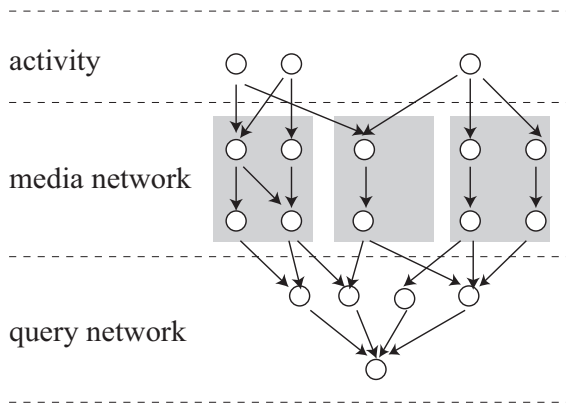


図1 ライフログ検索モデルの概要

アンモデルと同様な検索を行うことができる¹²⁾。また、Ribeiro¹⁴⁾ は推論ネットワークでベクトル空間モデルに対応する方法を提案している。

我々は推論ネットワークの基本的なアプローチを利用して、複数の異種メディアで表現されたライフログ検索のモデルを提案する。我々が提案するモデルの概要を図1に示す。提案モデルは、クエリネットワーク、メディアネットワーク、活動から構成される。メディアネットワークは推論ネットワークにおけるドキュメントネットワークを一般化したものであり、メディア形式ごとに異なるネットワークを構成する。複数のメディアネットワークは活動を介して統合される。

e-mail メッセージ検索を例として、推論ネットワークを利用した検索の基本的な方法について述べる。

メッセージ検索のための推論ネットワークの例を図2に示す。ネットワークのノードは命題に対応し true か false をとる。エッジは依存関係を表す。クエリネットワークとメッセージネットワークから構成される。

葉ノード m は個々のメッセージを表す。 $m = true$ はメッセージ m を観測するという事象が発生したことを表す。メッセージノードの子ノード r は概念表現 (concept representation) ノードである。メッセージ中によって表現されている概念を表す。メッセージ中に出現する単語に対応付ける。概念表現ノードの子ノード c はクエリ概念 (query concept) ノードである。クエリとして表現された概念を表す。クエリ概念ノードの子ノード q がクエリノードである。クエリノードは利用者のクエリを表現する。

利用者がクエリ q を与えてメッセージを検索することを考える。検索には条件付き確率 $p(q|m_i = true)$ を利用する。 $p(q|m_i = true)$ は $p(q|m_i = true, m_i \text{ 以外のメッセージ} = false)$ を表すものとする。これは、メッセージ m_i のみが真である場合に、クエリ q

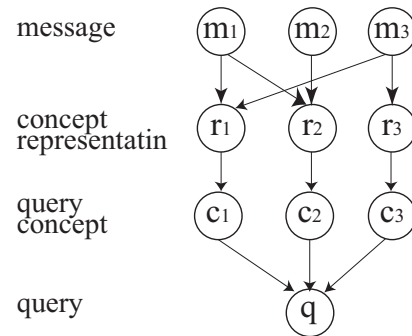


図2 メッセージ検索のための推論ネットワーク

が真となる確率であり、メッセージ m_i が単体でクエリ q を支持する程度を表すと解釈できる。すべてのメッセージ m_i に関して $p(q|m_i = true)$ を計算すると、値が大きいほうが検索結果として妥当であると判断できるので、ランク付けに利用することができる。

次に、 $p(q|m_i = true)$ の値を計算する具体的な方法について述べる。ノード間の条件付き独立性に基づいてベイズ更新¹¹⁾を適用することができるため、以下のように展開することができる。

$$\begin{aligned} P(q|m) &= \sum_c P(q|c) \sum_r P(c|r) P(r|m) \\ &= \sum_c P(q|c) \sum_r \prod_i P(c_i|r) \prod_j P(r_j|m) \end{aligned}$$

ここで、 m はすべてのメッセージから構成されるベクトルの値のひとつの割り当てとする。例えば m_1 と m_2 というメッセージから構成されるベクトルを考えると、 m は $(true, false)$ を含む 4 個の可能な割り当てのひとつである。同様に c はクエリ概念ベクトルの値の割り当て、 r は表現概念ベクトルの値の割り当てを表す。さらに、値割り当てベクトル m の i 番目の要素を m_i として表している。

上の式から、親ノードとの条件付き確率を利用して計算できることがわかる。各ノードがの条件付き確率は CPT (Conditional Probability Table: 条件付き確率表) を保持していると考ええる。

メッセージの事前確率は $p(m_i) = \frac{1}{N}$ であるとする。ここで N はメッセージの総数である。

概念表現ノードの条件付き確率を求める場合には、tf 値や idf 値といったテキスト検索で利用される特徴量を利用することが考えられる。概念表現ノードは 1 個の索引語を表すとする。INQUERY では、索引語 r に関する条件付き確率の推定に以下の式を利用してい

る¹⁵⁾。

$$p(r|m_i = true) = 0.4 + 0.6 \times \frac{tf_{r,m_i}}{tf_{r,m_i} + 0.5 + 1.5 \frac{\log \frac{N+0.5}{n_r}}{\log N + 1}} \times \frac{\log \frac{N+0.5}{n_r}}{\log N + 1}$$

クエリ概念ノードと概念表現ノードの依存関係は、利用者がクエリとして与えたキーワードと検索処理に利用する索引語の対応関係を表している。この依存関係はキーワード拡張の概念を表現できる。なお、 $P(c|r)P(r|m)$ の部分はクエリに依存しないので、検索時にはあらかじめ計算しておいた値を利用すればよい。

クエリノードの確率行列の与え方によってブーリアン検索モデルを実現できる。例えば検索語3語をブーリアン検索における or 条件として指定する際にクエリノードが有する CPT は L_{or} のようになる。

$$L_{or} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

同様に and 条件として指定する際の CPT は L_{and} のようになる。

$$L_{and} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

4. ライフログ検索のための推論ネットワーク

異種メディアは異なる側面から活動を表現していると捉え、表現対象の活動に基づいてライフログ内の異種メディアデータを統合化する。この統合化を実現するために推論ネットワークを拡張する。先にも述べたように、統合化するメディアデータとして e-mail メッセージと記録画像を想定する。

ライフログとは個人の活動の記録であり、活動とは、個人が実世界で経験する事象である。同一の活動が複数のメディアのデータによって表現されることがあり、単一のメディアデータが複数の活動を表現している可能性もある。ライフログが有するこれらの関係を表現するために、活動ノード及び記録画像ノードを追加する。活動ノードはメッセージノードの親ノードとなり、記録画像ノードは、活動ノードの子ノードとなる。活動ノードと記録画像ノードを追加した推論ネットワークの例を図3に示す。

画像を検索するために $P(q|g)$ を考える。これは、キーワードを利用して記録画像を検索を実現する。

新しいネットワークでは、メッセージノードと記録画像ノードは活動に関する CPT を有する。 $P(m|a)$ は、活動 a を観測したとき、それが m によって記録されている確率である。 $P(g|a)$ は、活動 a を観測したとき、記録画像 a によって記録されている確率である。

$P(q|g)$ は以下のように展開できる。

$$P(q|g) = \sum_c P(q|c) \sum_r P(c|r) \sum_m P(r|m) \sum_a P(m|a) P(a|g)$$

ここで、

$$P(a|g) = P(s|a) \frac{P(a)}{P(g)} = \prod_k P(g_k|a) \frac{\prod_l P(a_l)}{\prod_m P(g_m)}$$

である事を利用して以下のように展開できる。

$$P(q|g) = \sum_c P(q|c) \sum_r \prod_i P(c_i|r) \sum_m \prod_j P(r_j|m) \sum_a \prod_k P(m_k|a) \prod_l P(g_l|a) \frac{\prod_m P(a_m)}{\prod_n P(g_n)}$$

この式は各ノードが持つ CPT を利用して計算結果を得ることができる。

拡張された推論ネットワークによる検索において、利用者が与えたキーワードとメッセージの間の推論は通常の文書検索と同様である。画像とメッセージの間で原因間推論を行う点が重要である。これらの推論を組み合わせることにより、撮影されている活動の内容に基づいて検索が実現できる。

本研究では、記録画像の撮影時刻が判明していることを前提とする。利用者は撮影時刻を指定することにより記録画像を検索できるが、現実には撮影時刻を正確に指定することは困難である。本研究では時間概念に基づいて記録画像とメッセージを統合化し、利用者が記録対象となる活動に關係する概念を指定して記録画像を検索可能とする。

5. 時間概念に基づく異種メディアの統合

5.1 時間概念に基づいた CPT の導出

メッセージノードと記録画像ノードが有する CPT の推定について述べる。

CPT を推定するためには、親ノードとの依存関係を評価する必要がある。メッセージノードの親ノードは活動ノードである。本研究では、現実世界で個人が経験した活動を対象とし、同一人物は同一時刻に異なる活動を経験することがないと仮定する。このとき、同一の時間区間は同一の活動に対応付けることができる。

メッセージには様々な時間を表す情報が含まれている。メッセージから時間概念を抽出することにより、メッセージの内容と活動とを結びつけることができる。

時間概念は時刻と時間区間に分類できる。時刻は時間軸上の点を表し、時間区間は時間軸上の区間を表す。時間区間は時刻の2項関係として表現可能である。

本手法では、時間概念を時間軸上の確率密度関数と

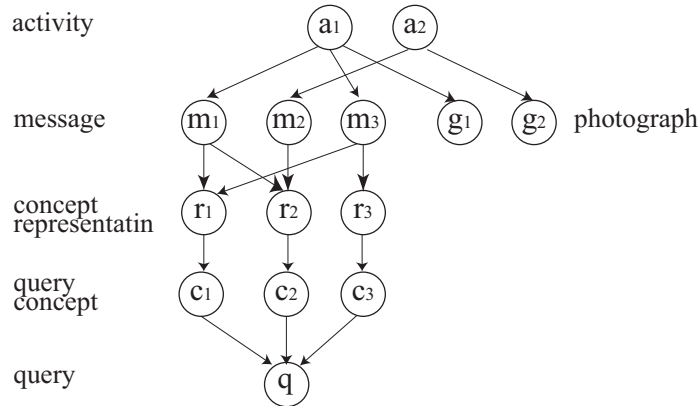


図3 活動ノードと記録画像ノードを追加した推論ネットワーク

してモデル化する．活動 a が表す時間概念の確率密度関数を f_a とし，メッセージ m が表す時間概念の確率密度関数を f_m とする．ここで， $\int_{-\infty}^{\infty} f_a(t)dt = 1$ ， $\int_{-\infty}^{\infty} f_m(t)dt = 1$ である．

条件付き確率を活動とメッセージの確率密度関数と t 軸で囲まれた共通領域の面積として，以下のように定義する．

$$P(m|a) = \int_{-\infty}^{\infty} \min(f_m(t), f_a(t))dt$$

活動とメッセージに与えられた確率密度関数から条件付き確率を決定する例を図4に示す．

記録画像ノード g に対しても同様に， g が表す時間概念を表す確率密度関数 f_g が与えられれば，メッセージと同様に共通部分の面積として条件付き確率を定義することができる．

5.2 時間概念を表す確率密度関数の推定

メッセージノード，記録画像ノード，活動ノードの確率密度関数の推定について述べる．

5.2.1 メッセージに関する時間概念

メッセージから抽出可能な時間概念は以下のように分類できる．

- (1) メッセージの内容として本文やタイトルに含まれる時間表現：メッセージは過去や未来の活動について言及することがある．抽象的な表現を含むことがある．石川ら¹⁶⁾は文書中の時間表現を抽出する手法を提案している．「明日」といったように，メッセージを送信した時刻から相対的な時間位置を表す表現が利用されるときがある．
- (2) メッセージを送信した時刻：送信者が「メッセージを送信する」という活動を修了した時刻を示す．

- (3) メッセージを受信・閲覧した時刻：受信者が「メッセージを読む」という活動を開始した時刻を示す．

一つのメッセージが複数の時間概念を含むことがある．メッセージ m に含まれる時刻表現集合を $t_1, \dots, t_n$ とする．時間表現 t_i があらわす確率密度関数を $f_{m,i}$ と表現する． $f_m(t) = \sum_i f_{m,i}(t)$ とする．

メッセージに含まれる時間概念は不確実性を伴うことが多いため，正規分布としてモデル化する．時間表現 t_i をの確率密度関数 $f_{m,i}$ を平均 t_i 分散 σ_i の正規分布 $N(t_i, \sigma_i)$ を用いて以下のように推定する．

$$f_{m,i} = \frac{w_i}{\sum_j w_j} N(t_i, \sigma_i)$$

ここで， w_i は t_i に関する重みである．分散は時間概念の粒度を表すと考えられる．メッセージ中の時間概念の分散を正確に推定するためにはメッセージの内容を理解する必要がある．

5.2.2 記録画像ノードに関する時間概念

本研究では，記録画像に関して正確な撮影時刻を時間概念として利用できることを前提としている．撮影時刻が t である記録画像 g に関する時間概念を表す確率密度関数 f_g を以下のように定義する．

$$f_g(x) = \begin{cases} \frac{1}{d_g} & t - \frac{d_g}{2} \leq x < t + \frac{d_g}{2} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

ここで， d_g は撮影時刻として区別可能な最小時間である．

記録画像以外にも，記録時刻がタイムスタンプとして保持されるデータに関しては同様な手法で確率密度関数を定義することができる．

5.2.3 活動ノードに関する時間概念

活動は，ライフログ中の様々なデータによって表現される対象である．活動は様々な視点から捉えること

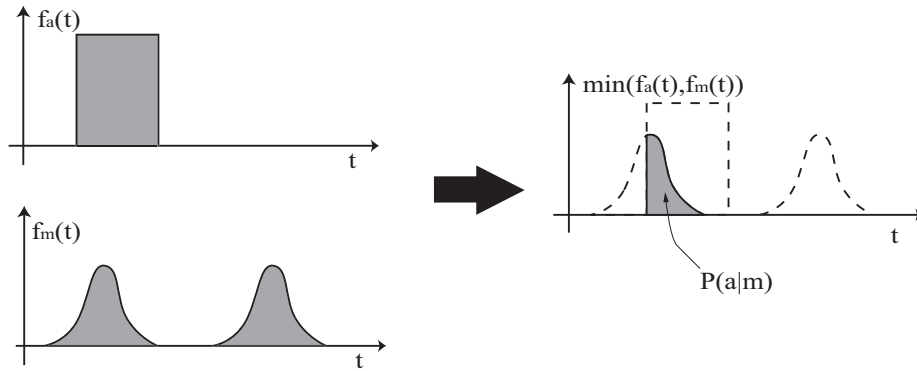


図 4 時間概念を表す確率密度関数

が可能であり，データによって表現される活動をあらかじめ同定することは困難であることが多い．そこで，本手法では活動を時間区間によって同定される抽象的な対象として捉える．時間軸を単位時間 d_a で分割し，個々の要素を個別の活動であるとし，活動 a_i の時間を以下のように定義する．

$$f_a(x) = \begin{cases} \frac{1}{d_a} & d_a \times (i-1) \leq x < d_a \times i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

一般に同一の活動は部分的な活動に分解することができ，時間単位 d_a は活動の粒度を表している．粒度を細かくすると，メッセージと記録画像が適切に関連づけられないことがある．さらに，メッセージノードの親ノードとなる活動が増大し，計算に要するコストが大きくなる．一方粒度を大きくすると，不適切な関連づけが発生する可能性が高くなる．この問題に対処するために，あらかじめ代表的な複数の粒度で活動を定義しておき，利用者が希望する活動の粒度を指定することが考えられる．

6. 異種メディアの特徴を利用した検索

ここまでは，メッセージの特徴を利用して記録画像を検索することを考えてきた．記録画像の画像であることから，画像の特徴量を検索に利用することが考えられる．例えば，検索語として人名が与えられたとき，人物が撮影されている可能性が高い写真を検索結果とすることが考えられる．

6.1 テキスト特徴による人物表現

e-mail メッセージには様々な人物情報が含まれている．e-mail メッセージから抽出可能な人物情報は，ヘッダから抽出する情報と，本文から抽出する情報とに分類できる．ヘッダから抽出可能な人物情報として送受信者のメールアドレスがある．本文中で人物を指示するために利用される代表的な単語はあらかじめ想定可

能である．

同一の人物は，姓名，e-mail アドレス，愛称，代名詞等，異なるテキスト表現を用いてメッセージ中で指示されることがある．この場合，それぞれのテキスト表現は異なる概念表現ノードとして表現し，人物 a を表すクエリ表現ノードとの依存関係を定義することにより，異なるテキスト表現を同一人物に関する記述と見なして検索することができる．

6.2 画像特徴による人物表現

一般的に画像の内容を自動的に理解することは困難である．しかし，不確実性が含まれていることを認識した上で，対象を限定すれば検索時に有用な情報を抽出できる可能性がある．例えば，画像中に撮影されている個人を識別することは困難であるが，人物が撮影されているかどうかを評価することは可能である．松村ら¹⁷⁾は画像中の肌色情報を用いて学習されていない人物を抽出する手法を提案している．

6.3 推論ネットワークの拡張と検索

概念表現ノードはメディアの形式によって異なる．例えば「太郎」はテキストメディアでの人物の表現である．画像の物理的な特徴を利用すると，人物 50 パーセント以上である．といった表現が可能である．

画像処理に基づく概念を表現する画像表現ノード i を導入する．条件付き確率 $P(i|g)$ は記録画像 g が i が表す概念を表している確率である．画像表現ノードはテキストの概念表現ノードと同様にクエリコンセプトノードの親となる．画像表現ノードを追加した推論ネットワークを図 5 に示す．画像表現ノードの CPT は画像処理に基づいて導出する．

なお，記録画像から依存関係をたどって到達可能なクエリ概念ノードは全てクエリノードの上位概念になっていることを仮定すると，画像表現ノードを追加

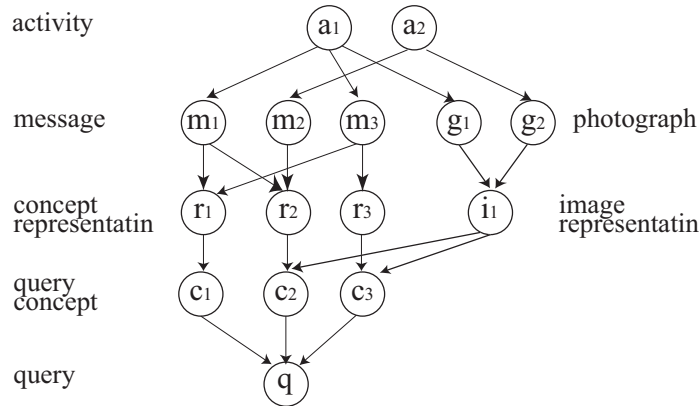


図 5 画像表現ノードを追加した推論ネットワーク

した場合の $P(q|g)$ を以下の式を用いて計算できる．

$$P(q|g) = \sum_c P(q|c) \times \sum_{r,i} (P(c|r) \sum_m P(r|m) \sum_a P(m|a) P(g|a) \frac{P(a)}{P(g)}) \times (P(c|i) \sum_i P(r|g))$$

7. ま と め

本論文では，推論ネットワークを利用して e-mail メッセージと記録画像という異種メディアから構成されるライフログを検索する手法を提案した．本手法では，個人が経験した活動を表すノードを導入し，時間的な側面から異種メディアを統合する．統合に利用する時間概念は確率密度関数として表現し，不確実性を伴った推論に基づいた柔軟な対応付けが可能である．また，それぞれのメディアの特徴を利用した検索を実現できる．本手法は，Web ページのアクセス履歴といったタイムスタンプを有するメディアに関しても適用可能であると考えられる．

今後，本手法の有効性を表間実験により定量的に評価する．さらに，GPS データなどを空間的な側面からの統合できるように本手法を拡張する予定である．インターネット上に分散したライフログを検索し安全に利用可能とする機構にかんする研究も行う予定である．

参 考 文 献

- 1) V. Bush: "As We May Think", Atlantic Monthly, pp. 101-108 (1945).
- 2) J. Gray: "What Next? A Dozen Information-Technology Research Goals", Journal of the ACM, **50**, 1, pp. 41-57 (2003).
- 3) W. B. Croft: "Information Retrieval and Computer Science: An Evolving Relationship", Proc. of Int'l

Conf. of SIGIR'03, pp. 2-3 (2003).

- 4) 上田, 天竺, 吉川, 植村: "位置情報と地理情報を用いた映像データの索引付け手法", 第 12 回データ工学ワークショップ (DEWS2001) (2001).
- 5) 相澤, 石島, 椎名: "ウェアラブル映像の構造化と要約: 個人の主観を考慮した要約生成の試み", 信学論, **J86-D-II**, 6, pp. 807-815 (2003).
- 6) E. Freeman and D. Gelernter: "Lifestreams: A Storage Model for Personal Data", SIGMOD Record, **25**, 1, pp. 80-86 (1996).
- 7) S. Dumais, E. Cutrell, J. Cadiz, G. Janck, R. Strin and D. C. Robbins: "Stuff I've Seen: A System for Personal Information Retrieval and Re-Use", Proc. of SIGIR'03, pp. 72-79 (2003).
- 8) J. Rekimoto: "Time-Machine Computing: A Time-centric Approach for the Information Environment", Proc. of UIST'99, pp. 45-54 (1999).
- 9) J. Gemmell, G. Bell, R. Lueder, S. Drucker and C. Wong: "MyLifeBits: Fulfilling the Memex Vision", Proc of ACM Multimedia'02, pp. 235-238 (2002).
- 10) 牛尼, 若園, 渡邊: "Www 検索における問題解決事例の利用", 第 15 回データ工学ワークショップ (DEWS2004) (2004).
- 11) S. Russel and P. Norvig: "エージェントアプローチ人工知能", 共立出版 (1997).
- 12) H. Turtle and W. B. Croft: "Evaluation of an Inference Network-Based Retrieval Model", ACM Transactions of Information Systems, **9**, 3, pp. 187-222 (1991).
- 13) J.P. Callan, W.B. Croft and S.M. Harding: "The IN-QUERY Retrieval System", Proc. of the Therd Int'l Conf. on Database and Expert Systems Applications, pp. 78-83 (1992).
- 14) B. A. Ribeiro and R. Muntz: "A Belief Network Model for IR", Proc. of SIGIR'96, pp. 253-260 (1996).

- 15) J. Allan, M. E. Connell, W. B. Croft, D. F. Fang-Fang Feng and X. Li: "INQUERY and TREC-9", Proc. of TREC-9 (2001).
- 16) 石川, 細川, 高橋: "ドキュメント・データを対象にしたタイムコーディングシステムの実現方式", 第 14 回データ工学ワークショップ (DEWS2003) (2003).
- 17) 松村, 岩井, 谷内田: "肌色情報を用いた複数人物追跡", 情報処理学会 CVIM 研究会報告, No. 133, pp. 133-138 (2002).