Unexpected and Interesting: 動画視聴サイトにおける発見性を重視した動画推薦手法の提案

中村 智浩†1　山名 早人†2,†3

†1 早稲田大学大学院基幹理工学研究科 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

†2 早稲田大学理工学術院 〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

†3 国立情報学研究所 〒101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

E-mail: †1, †2{naka,yamana}@yama.info.waseda.ac.jp

あらまし 情報量の増大に伴い，どういう情報がどこにあるのかを一個人が全て把握することは極めて困難になりつつある．このため，そうした膨大なデータの中からユーザの「好みのデータ」を提示する情報推薦システムの研究が盛んに行われている．その中でも本稿では YouTube に代表される動画視聴サイトにおける動画推薦手法について着目する．本論文では，動画視聴サイトで推薦されるべき動画を「ユーザの直前の視聴履歴に似ている動画」と「直前の履歴に似ていないがユーザの興味を引く，発見性のある動画」の 2 種類に分類し，従来手法が殆ど扱っていなかった「発見性のある動画」を推薦する手法を提案する．提案手法では，まずユーザの動画視聴履歴データを用いて動画に対して推薦候補集合を作成する．次に動画間のメタデータ類似度を用いて，各候補に対して類似度が低いほど高い点数を与えていく．評価実験として，まず本手法が定義通り「発見性のある動画」を推薦できていることを確かめた．そして実際に実際の動画視聴サイト「サグールテレビ」上でこの手法を実装し動画推薦を行った．アクセスログの解析の結果，「発見性のある動画」の推薦が求められていることが分かった．

キーワード 情報推薦システム，動画視聴サイト，発見性

Unexpected and Interesting: Video Suggestion Method on Video Sharing Site based on User's Latent Interest

Tomohiro NAKAMURA†1　Hayato YAMANA†2, †3

†1 Graduate School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University 3–4–1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo, 169–8555, Japan

†2 Science and Engineering, Waseda University 3–4–1 Okubo, Shinjuku-ku, Tokyo, 169–8555, Japan

†3 National Institute of Informatics 2-1-2 Hitotsubashi, Chiyoda-ku, Tokyo, 101-8430, Japan

E-mail: †1, †2{naka,yamana}@yama.info.waseda.ac.jp

Abstract The rapid growth of the amount of information makes it difficult for a person to figure out where kinds of information are. Thus, recommender systems, the systems that present users “preferred items”, are widely researched. In this paper, we deal with video recommender systems on video sharing site like YouTube. Existing methods are easy to suggest a user videos similar to ones the user has been watched. However, the way we see it, those are not the only videos we should suggest. Given this factor, we make a point of “discovering” and we regard finding the user’s latent interest as a purpose. First, we create candidates set for each video using all users’ viewing history data. Second, we use similarity for each pair. The lower the similarity between the two videos is, the higher score we give for each candidate. Then, we can confirm that this method can really recommend “discovering” videos. Lastly, we evaluate this method on a video sharing site “SagoolTv”. As it turns out, the access log shows that this kind of recommendation is required by users.

Keyword Recommender Systems, Online Video Suggestion, Video Sharing Site, Discovering, Diversity

1. はじめに

情報量の増大に伴い，どういう情報がどこにあるのかを一個人が全て把握することは極めて困難になりつつある．このため，そうした膨大なデータの中からユーザの「好みのデータ」を提示する情報推薦システムの研究が盛んに行われている．YouTube[1]に代表される動画視聴サイトにおける推薦もその一つである．

従来の動画推薦の研究では，推薦の目的は「現在ユーザが見ている動画に似ている動画を推薦する」[2]こと，あるいは曖昧に「ユーザに適切な動画を推薦する」「評価値が高いと予想される」[3]こととされている．テキスト情報，音声情報，映像情報，視聴履歴など扱うデータについて様々な研究があるものの，問題

の定義が不明瞭である．その中で[4]は唯一，「似ている動画」の他に，直前の履歴に似ていないがユーザの興味を引く「発見性のある動画」を別に推薦する必要性について示唆している．しかし[4]では動画視聴履歴データは動画の推薦に向かないとし,「発見性のある動画」の推薦にも「似ている動画」の推薦と同じメタデータを用い，まだ研究の余地があると結論している．

そこで本研究では，動画視聴履歴データのみでは「直前の履歴に似ていないがユーザの興味を引く，発見性のある動画」の推薦に向かないが，メタデータと組み合わせることで「発見性のある動画」の推薦を提案する．

本論文の構成は，以下の通りである．まず 2 節で提案手法に関連した研究をまとめ，3 節で提案手法の詳細について述べる．4 節で評価実験を行い，5 節で手法の考察をまとめる．

2. 関連研究

2.1. 動画推薦

動画推薦分野においては，Google[5]により発表された論文[3]が有名である．この研究ではまずユーザと閲覧した動画の重み付き 2 部グラフを構成し，各ユーザと動画に特徴を示すベクトルを設定する．そのベクトルをランダムウォークさせ，収束した時点でユーザに近いベクトルを持った動画が推薦される仕組みになっている．これは大規模な動画視聴サイトのデータを用いることのできる研究者が行った画期的な研究だが，研究の目的は「ユーザに適切な動画を推薦する」と曖昧に定義され，評価は訓練データから出力された動画がユーザによって実験データ中で視聴されていれば正解，されていなければ不正解，という指標を用いている．本研究とは目的が異なるため，同じ指標を用いることはできない．

これに対して論文[4]では，推薦するべき動画を「現在見ている動画に似ている動画」と，「似ていないがユーザの興味を引く動画」の 2 種類とし，本研究の方向性に近い．しかし動画視聴履歴データは動画の推薦に向かないとし,「似ていないがユーザの興味を引く動画」の推薦にも「似ている動画」の推薦と同じメタデータを用いている．また，評価はロングテールの動画を推薦できたかどうか,という指標のみで行われており，「似ていないがユーザの興味を引く動画」の評価になっているかに疑問が残る．

2.2. 推薦とダイバーシティ

情報推薦システムがユーザの挙動にどのように影響しているか，その中でもダイバーシティ，つまり多くのアイテムをユーザに選択させることに貢献しているか，に関する研究が近年注目されている．論文[6]は協調フィルタリングで実装された推薦システムが選択のダイバーシティに与える影響を解析した．この研究で筆者は，大きく 3 つの解析をしている．1 つ目として，いくらかのよく知られている推薦システムは選択のダイバーシティを減らしてしまいかねないということ．2 つ目として，推薦システムは個人個人のレベルでダイバーシティを増加させている場合でも，全体としてみれば減らすことがあるということ．3 つ目は，推薦システムの基本的な設計の違いがダイバーシティにどれだけの影響を与えるかの解析である．推薦システムの設計はその目的に合わせて慎重にされなければならないことを示唆している．

3. 提案手法

本節では，2 節までに述べた課題を踏まえ，動画視聴サイトにおいて「直前の履歴に似ていないがユーザの興味を引く，発見性のある動画」を推薦する手法を提案する．

以下 3.1 項にて使用データについて説明した上で，3.2 項で手法の詳細を述べる．

3.1. 使用データ

使用するデータは,大きく分けて全ユーザの視聴履歴データと，動画間のメタデータ類似度である．ここで言う視聴履歴は以下の情報を含むものとする．

- 視聴シーケンス(IP などのユーザ情報を含む
  例 : 133.9.X.X のユーザがスキー動画 A を再生した後にスノーボード動画 B を再生した
- 視聴時間(動画の何割を再生したか)
  例 : 上のシーケンスで，全長 4 分の動画 A は 1 分，全長 6 分の動画 B は 6 分再生された
- 再生経路(検索，ランキング，推薦など)
  例 : 上のシーケンスで, 動画 A はキーワード検索で，動画 B は推薦により再生された

3.2.「発見性のある動画」の抽出

提案手法では，過去にユーザの興味が移ったタイミングを捉えることで目的を実現する．過去，ユーザの興味が移る前に視聴していた動画 A に対して，興味が移った後に視聴した動画 B を「発見性のある動画」と考える．

具体的には「ユーザがキーワード検索を行って動画を再生した」ことを興味の変化の可能性として捉える．つまり，動画再生中に興味が変化し，次の興味に関連するクエリを想起した可能性があると考える．次に，興味が移った可能性が高いのは,「検索前に再生してい

た動画」と，検索して再生した動画のメタデータの類似度が低い場合とする．想起したクエリが前の動画と関連しなければしないほど，興味の移り変わりは大きいと考える．

以降に具体的なステップを示す．

3.2.1. 該当シーケンスの抽出

興味の変化の可能性と捉えられる全シーケンスを抽出する．シーケンスの一例を図 1 に示す．

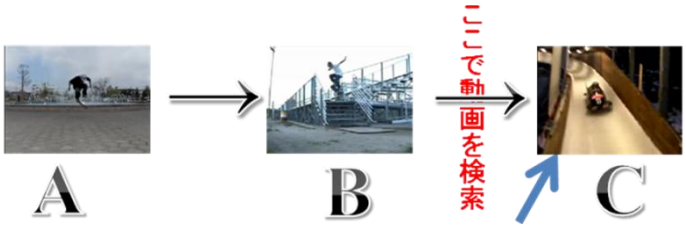

図 1 抽出するシーケンスの一例

前述の通り，キーワード検索を「興味の変化の可能性」と捉えるため，キーワード検索を伴った再生の前数動画分の履歴を抽出する(ここでは 2 個分)．以後このようなシーケンスを「**該当シーケンス**」と表記する．

3.2.2. 推薦度の計算

図 1 のシーケンスが抽出できた時の，推薦度 Rate を変化させる具体的な式を示す．以下の式に基づいて新しいスコア$\mathrm{Rate}^{\mathrm{new}}$を計算する．

$$\begin{cases}\mathrm{Rate}^{\mathrm{new}}(\mathrm{B},\mathrm{C}) = \mathrm{Rate}(\mathrm{B},\mathrm{C}) + \left(1-\mathrm{sim}(\mathrm{B},\mathrm{C})\right) & \text{再生が十分な場合}\\ \mathrm{Rate}^{\mathrm{new}}(\mathrm{B},\mathrm{C}) = \mathrm{Rate}(\mathrm{B},\mathrm{C}) - \left(1-\mathrm{sim}(\mathrm{B},\mathrm{C})\right) & \text{不十分な場合}\end{cases}$$
$$\begin{cases}\mathrm{Rate}^{\mathrm{new}}(\mathrm{A},\mathrm{C}) = \mathrm{Rate}(\mathrm{A},\mathrm{C}) + \left(1-\mathrm{sim}(\mathrm{A},\mathrm{C})\right)/2 & \text{十分な場合}\\ \mathrm{Rate}^{\mathrm{new}}(\mathrm{A},\mathrm{C}) = \mathrm{Rate}(\mathrm{A},\mathrm{C}) - \left(1-\mathrm{sim}(\mathrm{A},\mathrm{C})\right)/2 & \text{不十分な場合}\end{cases} \quad (1)$$

$\mathrm{Rate}(x,y)$は動画 x に対する動画 y の推薦度，$\mathrm{sim}(x,y)$は動画 x と動画 y のメタデータ類似度である(実験時の$\mathrm{sim}(x,y)$の計算方法は 4 節に示す)．つまり，動画 B と動画 C，あるいは動画 A と動画 C のメタデータの類似度が低ければ低いほど，動画 B(A)に対する動画 C の推薦度が高くなる．これは前述の通り，興味が移った可能性が高いのは，「検索前に再生していた動画」と，検索して再生した動画の，メタデータの類似度が低い場合とするためである．

ここで再生が不十分な場合，つまりキーワード検索の後に動画 C を視聴したものの動画全体のうちP_s以下の割合しか視聴せずに次に他の動画を再生したような場合，動画 C は最終的に興味の対象ではなかったと判断し，逆に推薦度を下げている．

また，上記までの処理のみでは B→C，または A→C といったシーケンスが複数起こらない限りは推薦度が変化しないため，小・中規模の動画視聴サイトにおいて十分な回数推薦度が変化しない．そこで同時に B に似ている動画，C に似ている動画間での推薦度も変化させる．動画 B の後にキーワード検索を伴い動画 C を十分な長さ視聴した場合の推薦度を変化させる具体的な式を示す．

$$\mathrm{Rate}^{\mathrm{new}}(\mathrm{B}',\mathrm{C}') = \mathrm{Rate}(\mathrm{B}',\mathrm{C}') + \mathrm{sim}(\mathrm{B},\mathrm{B}') * \mathrm{sim}(\mathrm{C},\mathrm{C}') * \left(1-\mathrm{sim}(\mathrm{B},\mathrm{C})\right) \quad (2)$$

B'は B に似ている動画，C'は C に似ている動画(ただし，B'，C'ともに再生履歴があるものに限る)である．つまり，推薦度の変化量は$\mathrm{Rate}(\mathrm{B},\mathrm{C})$を変化させる場合に対して，B と$\mathrm{B}'$，C と$\mathrm{C}'$の類似度を掛け合わせた分減少させる．

この計算を全該当シーケンスについて行う．これにより，各動画m_iに対して，推薦行列

$$\mathrm{rec}(m_i) = [(m_1, \mathrm{Rate}(m_i, m_1)), (m_2, \mathrm{Rate}(m_i, m_2)), \ldots, (m_N, \mathrm{Rate}(m_i, m_N))] \quad (3)$$

が求まる．

3.2.3. 推薦時の計算

実際にユーザがサイト上で視聴している際，推薦は現在視聴中の動画を含め，過去N_c件の動画の推薦度を用いて行う(4 章の評価実験では$N_c = 3$とした)．基本的には，過去N_c件の推薦集合を足し合わせることで求めるが，視聴してから時間が経っていない動画を入力とした推薦ほど重視する．過去動画 m に対する推薦$m_3 \to m_2 \to m_1$の順でユーザが動画を視聴していた場合(つまり，現在はm_1を視聴中)の推薦は，

$$\mathrm{rec}(m_1, m_2, m_3) = \mathrm{rec}(m_1) + \mathrm{rec}(m_2)/2 + \mathrm{rec}(m_3)/3 \quad (4)$$

のように行う．つまり，元々の推薦度が 10 であっても，現在から数えて 2 番目に視聴した動画の推薦対象ならば，推薦度は 5 として加算される．

4. 評価実験

本節では，提案手法の評価実験について述べる．本手法の評価実験は，実際の動画視聴サイト「サグールテレビ」[7]上で実際にサービス「オヌヌメ動画」としてリリースし[8]，ユーザの視聴履歴を解析することで行われた．以下 4.1 項にてまず実験環境について説明する．次に 4.2 項にて評価尺度について述べた後，4.3 項にて結果を述べる．

4.1. 実験環境

「サグールテレビ」は，経済産業省の 2007 年情報大航海プロジェクト[9]の採択事業の研究成果として株式会社チームラボ[10]により開発された動画視聴サイトである．同サイトは YouTube，Google ビデオ[11],アメーバビジョン[12]など約 90 の動画共有サイトからの

検索に対応しており，これらのサイトの動画を視聴することができる．用いたデータや実験時の環境などをまとめて表 1 に示す．

表 1 実験データ

実験期間	09/12/8～
用いた視聴履歴期間	08/10/2～09/11/11(※1)
再生履歴のある動画数	2,130,250(※2)
用いた履歴での総再生数	3,793,428
抽出した「該当シーケンス」数	1,166,870
P_s	0.1

（※1）不具合があった期間 09/8/13～09/10/13 を除く
（※2）09/11/11 時点

次に，用いたメタデータ類似度について説明する．このデータは実際には，各動画に対して類似度上位 25 件の動画とその類似度データとしてチームラボより提供された．そのため，ある程度類似している動画対であっても，上位 25 位以内で無い限り類似度は 0 と判断されてしまう制約を持つ．ここで類似度(3.2.2 における sim 関数)は，動画のタイトルとタグに含まれる単語の TF・IDF 値を要素に持つベクトルのコサイン類似度である．

最後に，サイトのインターフェースについて，図 2 に示す．

図 2 サイトの推薦インターフェース

「サグールテレビ」には元々，協調フィルタリングを用いて推薦を行っているシステム「オススメ動画」がある．提案手法で推薦する動画は，2 種類の推薦するべき動画の 1 つである．この 2 つを同等に表示し評価するため，サイト上では「オススメ動画」と本手法である「オヌヌメ動画」を図 2 のように並列に表示した．

4.2. 評価尺度

次の 3 点で提案手法を評価する．

① *発見性の評価*

定義通り，発見性のある動画を推薦できているかどうか，動画間のメタデータを用いて評価する．直前の動画と類似度の低い動画を推薦しているかを指標とする．具体的には，ランダムに抽出した動画 1000 個について，上位 10 件の推薦対象との類似度を求める．

② *「オヌヌメ動画」のクリックレート*

「オススメ動画」のクリック数と「オヌヌメ動画」のクリック数を比較することにより,「発見性のある動画」の種の推薦が必要とされているかを評価する．クリックレートは

$$\frac{\text{click_num_onunume}}{\text{click_num_osusume} + \text{click_num_onunume}} \tag{5}$$

の式で算出される．ここでclick_num_osusumeは「オススメ動画」のクリック数，click_num_onunume は「オヌヌメ動画」のクリック数である．さらにどちらかの推薦のみをクリックし続けるユーザがいる可能性を考慮して，以下の時系列データも示す．

$$\frac{\text{IP_num_onunume}}{\text{IP_num_osusume} + \text{IP_num_onunume}} \tag{6}$$

IP_num_osusumeは「オススメ動画」をクリックした IP 数，IP_num_onunumeは「オヌヌメ動画」をクリックした IP 数である．以下この結果を **IP レート**と呼ぶ．クリックレートと IP レートの差が大きい場合，一部のユーザの結果がクリックレートに大きな影響を与えてしまっていることを示す．

つまり発見性が評価でき，クリックレートも高く，かつクリックレートと IP レートの差が低い場合に，本手法がユーザに受け入れられていることを示す．

③ *ダイバーシティ*

補足の評価として，提案手法が 2.2 節に述べた，ダイバーシティに貢献しているかどうか，動画集合に占める推薦可能な動画の割合で評価する．

4.3. 実験結果

4.3.1. 発見性の評価

前述の通り，ランダムに抽出した動画 1000 個について，上位 10 件の推薦対象との類似度を図 3 に示す．

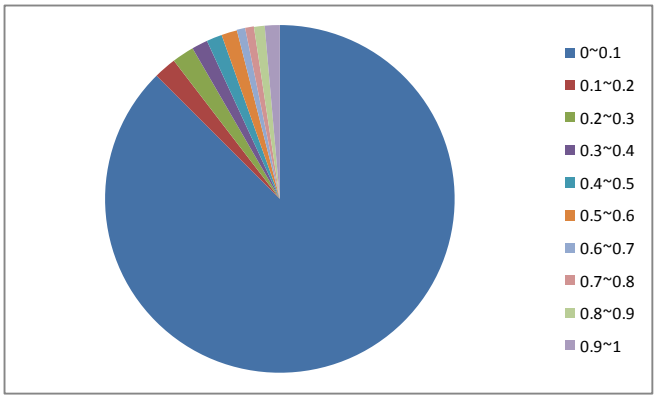

図 3 視聴動画と推薦対象との類似度分布

類似度 0.1 以下の動画が全体の約 87.5%を占め，直前の動画と類似度の低い動画を推薦できていることが伺える．ただし 4.1 に示した通り，提供された類似度データは完全なものではないため，正確な評価にはなっていない．

4.3.2. クリックレート

「オヌヌメ動画」のクリックレート，IP レートを時系列で示す．ただし，実験開始から 09/12/18 までは一部のユーザに推薦が表示されない不具合を抱えていたので除外する．

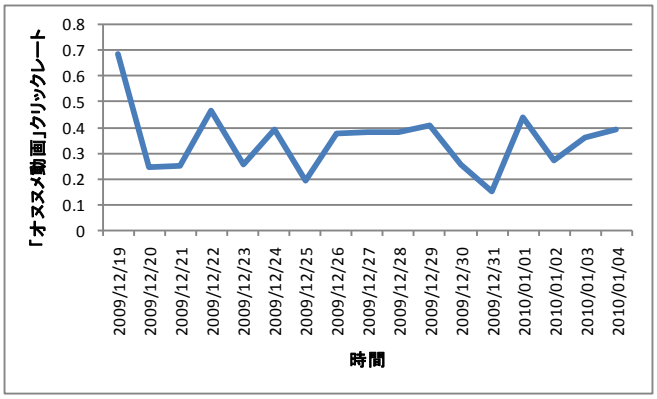

図 4「オヌヌメ動画」クリックレート

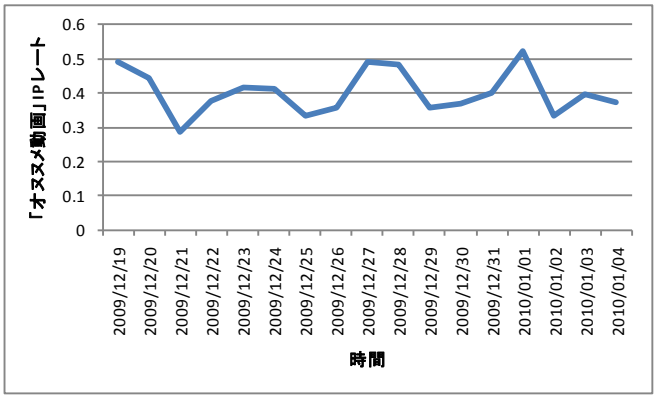

図 5 「オヌヌメ動画」IP レート

クリックレートはおおよそ 0.3 から 0.4 程度を推移しており，「発見性のある動画」の推薦の需要はあると言える．

また，IP レートはおおよそ 0.4 から 0.5 程度を推移しており，一部のユーザのみが集中的にクリックしている可能性を消し，クリックレートのデータの信頼性を高めることができた．

4.3.3. ダイバーシティ

「オヌヌメ動画」が今回推薦可能な動画数は 2,130,250 動画中 972,068 動画であり，約 45.6%である．同サイトにおいて，「オヌヌメ動画」リリース以前に 2 以上の IP アドレスから再生履歴のある動画は全体の約 9.7%であることを考えると，提案手法は視聴のダイバーシティに貢献していると言える．

5. おわりに

本稿では，動画視聴サイトで求められる推薦動画は，「現在ユーザが見ている動画に似ている動画」と「直前の履歴に似ていないがユーザの興味を引く，発見性のある動画」の 2 種類と定義し，このうち「発見性のある動画」を推薦する手法を提案した．評価実験として実際の動画視聴サイトである「サグールテレビ」にて提案手法を実装しシステムとしてリリースしたところ，「発見性のある動画」の推薦がユーザに求められていることが伺えた．

「発見性のある動画」の推薦が求められているのではないか，という仮定をある程度実証することはできたが，実際の手法や扱うデータには改善点があると考えられる．代表的なものとして，動画視聴サイトにアップロードされている動画の数を考えると，全ての組み合わせについてメタデータの類似度を計算すること，またそれをリアルタイムで使用することは難しいことが挙げられる．今後の課題としては，さらにユーザに発見性をもたらす改善のほか，スケーラビリティの向上を考えていくことが求められる．

謝　辞

本研究は株式会社チームラボの皆様，特に田村哲也氏，喜多慎弥氏，藤田忍氏に協力していただきました．ここに感謝いたします．

文　献

[1] YouTube, http://www.youtube.com/

[2] Yang, B., Mei, T., Hua, X-S, Yang, L., Yang, S-Q and Li, M., "Online Video Recommendation Based on Multimodal Fusion and Relevance Feedback", Proc. Annual International ACM SIGIR Conference, pp.73-80, 2007.

[3] S. Baluja, R. Seth, D. Siva, Y. Jing, J. Yagnik, S. Kumar, D. Ravichandran and M. Aly, "Video Suggestion and Discovery for YouTube: Taking Random Walks through the View Graph", Proc. 895-904, 2008.

[4] X Wu, Y Zhang, J Guo, J Li:"Web video recommendation and long tail discovering", Multimedia and Expo, 2008 IEEE International Conference, pp.369-372, 2008.

[5] Google, http://www.google.com

[6] Fleder, Daniel M. and Hosanagar, Kartik: "Blockbuster Culture's Next Rise or Fall: The Impact of Recommender Systems on Sales Diversity", Management Science, Vol.55, No.5, pp.697-712, 2009.

[7] サグールテレビ, http://sagool.tv

[8] 意外☆発見☆オモロイ動画を推薦！「オヌヌメ動画」リリースのお知らせ, http://blog.sagool.tv/2009/12/08/onunume

[9] 情報大航海プロジェクト, http://www.igvpj.jp/index/

[10] チームラボ, http://www.team-lab.com

[11] Googleビデオ, http://video.google.co.jp/

[12] アメーバビジョン, http://vision.ameba.jp/