

Agrupamento de Memórias Utilizando Generalização de Conceitos

Nuno Datia^{1,2} and João Moura-Pires¹

¹ CENTRIA & Departamento de Informática, Universidade Nova de Lisboa, Portugal,

`jmp@fct.unl.pt`

² ADEETC, Instituto Superior de Engenharia de Lisboa, Portugal

`datia@isel.pt`

Resumo A procura de memórias em colecções pessoais de activos multimédia é algo que se tornou comum, em grande parte devido ao avanço tecnológico nos dispositivos de captura. O aumento destes activos requer novas formas de apresentação, que levam em linha de conta aspectos como o senso numérico e as limitações humanas em lidar com grandes volumes de informação. Neste trabalho propõe-se um novo algoritmo, com multi-dominância, que agrega conjuntos de fotografias num número pequeno de grupos, mantendo uma descrição contextual sucinta e coesa em cada um. Sobre cada um dos grupos é possível detalhar, com base no grão determinado automaticamente, possibilitando uma escolha dinâmica do nível de detalhe adequado às intenções dos utilizadores. Nas avaliações preliminares, quando comparado com outros, o algoritmo proposto revelou-se melhor na separação do contexto em cada grupo.

Keywords: Algoritmos de agrupamento, Agregação de informação, Memórias Pessoais, Factores Humanos

1 Introdução

Tirar uma fotografia passou a ser uma actividade diária. Não por termos virado amantes de fotografia, mas porque a evolução tecnológica assim o permitiu. A utilização de dispositivos com capacidades multimédia, vulgarmente designados de *smartphones*, faz com que tenhamos *hardware* disponível sempre que há um evento e uma apetência para o registar. Estes dispositivos são actualmente os maiores produtores de conteúdos multimédia¹ [1]. Consequentemente, torna-se necessário um tratamento adequado dos mesmos. Se por um lado a metadata é enriquecida no momento da criação, acrescentando à estampilha temporal a latitude e longitude², o uso que se faz dessa informação ainda não é o mais adequado [2]. As características de uma colecção de fotografias para uso pessoal/social são diferentes das encontradas num repositório de índole

¹ <http://www.flickr.com/cameras/>, consultado em Maio de 2012

² Assume-se que a generalidade das fotografias num futuro próximo serão georeferenciadas

mais geral [3]. Nomeadamente, há uma forte co-relação entre o contexto sócio-demográfico dos utilizadores e a semântica pretendida na manipulação da colecção. As acções típicas que um utilizador efectua sobre esta incluem a procura, partilha e a criação de artefactos derivados (e.g. álbuns) [4]. No caso particular da pesquisa, podemos distinguir duas situações: (i) a procura de uma fotografia específica, e (ii) a procura de um conjunto de fotografias. Neste trabalho abordaremos o último caso, aplicado a um repositório de uso pessoal/social.

Na literatura (e.g. [5]), é vulgar ver os termos *Quando*, *Onde*, *Quem* e *o Quê* (“**when**”, “**where**”, “**who**” e “**what**”) quando se fala de contexto associado às nossas memórias. Daqui em diante iremos utilizar a terminologia anglo-saxónia e a abreviatura 4Ws para referi-las. Por vezes é difícil formular uma interrogação sobre estas dimensões que cumpra o nosso objectivo, i.e., que selecione apenas as fotografias pretendidas. Por exemplo, devido aos erros de julgamento existentes na localização temporal de um acontecimento. É normal atribuirmos uma localização mais próxima de algo que aconteceu há mais tempo (*forward telescoping*) e afastar temporalmente eventos mais recentes (*backward telescoping*) [6]. Em parte, isso deve-se às alterações resultantes do envelhecimento das memórias [5]. Mas também é possível que sejam colocadas interrogações com restrições implícitas. Por exemplo, “*Férias de Verão 2011*” restringe explicitamente “**what**” e “**when**” (ao nível do ano), mas delimita implicitamente os dias em que as férias tiveram lugar. A conjugação destes factores traduz-se num desajuste entre o que é especificado na interrogação — a *intenção*, e o que é obtido em resposta — o *resultado*. Esse desajuste leva a um desfaseamento do resultado no tempo e no espaço, não contemplando conteúdos relevantes, ou apresentando uma mistura entre relevantes e irrelevantes. O número de itens que resulta de uma pesquisa é normalmente alto, contrastando com a nossa incapacidade de lidar com grandes volumes de informação [7–9]. Como lembrar é um processo que envolve a interpretação espaço-temporal, social e a ligação entre eventos, para se encontrar o contexto adequado [10], é importante apresentar o resultado de forma a potenciar estas acções.

Neste artigo propomos sumariar um conjunto de fotografias geo-referenciadas utilizando: (i) um algoritmo de agregação que recorre à generalização de conceitos, (ii) uma descrição concisa para cada grupo produzido e (iii) e um processo automático de selecção do grão adequado para detalhar cada um dos grupos. O seu número é mantido baixo, para formar no máximo matrizes de (3×3) ou (4×4) [7]. Dessa forma é possível reduzir a informação apresentada ao utilizador, mantendo o detalhe necessário para que seja possível fazer um julgamento acerca da adequação do resultado à interrogação, sem ter de o percorrer.

Este documento está dividido em 5 secções. Na secção 2 formaliza-se o problema. Na secção 3, analisamos as soluções actuais, descrevendo na secção 4 a solução proposta. Mostramos na secção 5 que o algoritmo proposto tem um melhor desempenho que outros e terminamos na secção 6 com as conclusões do trabalho, apontando desenvolvimentos futuros.

2 Definição do Problema

Neste trabalho são descritos algoritmos que permitem a apresentação sumariada de um conjunto de objectos multimédia com informação espaço-temporal. Esse sumário é constituído por um agrupamento, com um número reduzido de grupos, não superior a 16, descritos textualmente de uma forma concisa (2 a 4 termos). É também apresentado para cada uma das dimensões consideradas, informação num grão adequado para detalhar cada grupo individualmente. Esse detalhe é atribuído automaticamente com base nos principais valores existentes no conjunto. Os objectos multimédia estão armazenados num sistema de indexação que contém informação para cada um dos 4Ws, juntamente com uma base de conhecimento sobre o domínio do problema. Cada dimensão é enriquecida com informação derivada da meta-informação de cada objecto e através da introdução de nova informação no momento do arquivo. W_i denotará cada uma das dimensões, sendo $W_1 = \text{“when”}$, $W_2 = \text{“where”}$, $W_3 = \text{“who”}$ e $W_4 = \text{“what”}$. Cada uma dispõe de um conjunto de atributos, onde A_{ij} indica o atributo j da dimensão W_i . N_i representa o número de atributos da dimensão W_i . $D(A_{ij})$ denota o domínio de valores que A_{ij} pode tomar. Como exemplos para atributos possíveis para A_{ij} podemos apontar *Altura-do-dia* e *Estação-do-ano* para W_1 , *País* e *Local* para W_2 , *Nome* e *Parentesco* para W_3 , e *Âmbito-social* e *Tipo-de-actividade* para W_4 .

Existe na base de conhecimento informação de domínio que expressa relações de ordem entre os atributos de cada dimensão. Seja $<_e$ a relação de *menor especificidade*, $A_{ij} <_e A_{ik}$, com $j, k \in [1..N_i]$, indica que a semântica do atributo A_{ij} é menos específica que a do atributo A_{ik} . Por exemplo, o atributo *mês* descreve o tempo de forma menos específica que o atributo *dia*, levando a que $mês <_e dia$. A relação $<_e$ é transitiva. Quando dois atributos têm a mesma especificidade denota-se essa relação por $=_e$. Por exemplo, quando são traduções de um mesmo conceito em duas línguas, como em *ano* e *year*. Existe ainda a possibilidade de dois atributos serem incomparáveis, denotado por inc_e , onde $A_{ij} inc_e A_{ik} \Rightarrow \neg(A_{ij} <_e A_{ik}) \wedge \neg(A_{ik} <_e A_{ij}) \wedge \neg(A_{ij} =_e A_{ik})$. Os atributos binários *Pôr-do-sol* e *Feriado*, descritores da dimensão W_1 , são um exemplo de atributos incomparáveis.

O problema pode ser enunciado da seguinte forma. Dado um conjunto de objectos multimédia $O = \{o_1, o_2, \dots, o_N\}$, que representam memórias pessoais, descrito por um conjunto de atributos A_{ij} pretende-se: (i) apresentar o grão adequado para detalhar o conjunto O , utilizando alguns atributos A_{ij} , (ii) encontrar uma partição sobre O , e (iii) descrever textualmente, de forma sintética, cada elemento da partição utilizando os atributos A_{ij} mais comuns em cada uma.

3 Trabalho Relacionado

Existem na literatura diversos trabalhos que usam a agregação como uma ferramenta para lidar com a complexidade/quantidade de informação que é disponibilizada ao utilizador. Em particular, objectos que tenham uma natureza

espácio-temporal podem ser agregados considerando o tempo [11], espaço [12] ou os dois em simultâneo [13–15].

Berry e Munzner [11] recorrem a um número finito de intervalos e agregam informação de séries temporais que permitem ao utilizador ter uma visão geral dos dados que estão a ser representados. O sistema é dinâmico, podendo o utilizador controlar esse número. Silva [12] utiliza um algoritmo de pós-processamento do resultado de uma interrogação, para determinar o número de objectos a apresentar ao utilizador. Recorre-se a uma heurística que considera o nível de zoom escolhido pelo utilizador. O objectivo é tentar obter um conjunto, não sobreposto, de objectos dispostos no espaço. A agregação faz-se no sistema de coordenadas utilizando hierarquias espaciais, previamente definidas, onde o utilizador tem a hipótese de decidir o agrupamento a utilizar, de entre os que são disponibilizados pela solução. Em [15], são agregadas um conjunto de trajectórias definidos entre uma colecção pré-definida de locais importantes. Os locais mais próximos são agregados dentro de uma determinada área, dando origem a uma única representação. Adrienko et al. [14], sugere a agregação espaço-temporal de fotografias de vários utilizadores, baseada numa divisão regular do espaço e na representação do tempo em descritores cíclicos (ao nível do dia, semana ou ano). Os trabalhos acima apresentados não tinham como objectivo apresentar ao utilizador uma descrição do contexto espaço-temporal subjacente aos dados. No entanto, em [13], os autores propõem uma organização de uma colecção de fotografias em hierarquias de locais e eventos. Embora o objectivo seja o de apresentar uma colecção agrupada, essa apresentação não tem como principal objectivo resumir os objectos a apresentar, mas antes estruturá-los segundo grupos espaciais. Cada grupo é descrito por um termo representativo da localização.

Estes trabalhos não lidam com situações onde o utilizador conhece o contexto subjacente ao conjunto de dados e tem uma expectativa dos resultados de uma interrogação, que é o caso de colecções multimédia para uso pessoal/social. Nessas situações, o agrupamento tem de garantir um contexto coerente para os grupos, assim como uma descrição concisa que permita ao utilizador ter uma noção do conteúdo de cada grupo. Além disso, é importante disponibilizar mecanismos para detalhar cada um, para permitir uma exploração interactiva do conjunto resultado.

4 Algoritmo de sumariação

Nesta secção é apresentado o algoritmo *Multimedia Short Summary* (MSS) constituído por: (i) um algoritmo que permite encontrar uma partição sobre O , (ii) um algoritmo que escolhe os atributos A_{ij} mais adequados para descrever cada elemento da partição, e (iii) um algoritmo que escolhe o grão adequado para detalhar O . Antes de descrevermos cada um deles, iremos apresentar algumas definições prévias.

Como foi definido anteriormente, cada dimensão W_i é constituída por um conjunto de atributos, onde A_{ij} denota o atributo j da dimensão W_i . Seja $\#D(A_{ij})$

a cardinalidade do domínio da variável A_{ij} e $\#D_s(A_{ij}|O)$ a cardinalidade observada para a variável sobre o conjunto de objectos O . Vamos denotar por A_i o conjunto de atributos da dimensão i . Sobre A_i é possível definir uma relação de ordem $(A, <_e^*)$ tal que

$$\begin{aligned} X <_e^* Y &\text{ sse } X <_e Y \vee (X \text{ inc}_e Y \wedge \#D(X) < \#D(Y)) \\ X =_e^* Y &\text{ sse } X =_e Y \vee (X \text{ inc}_e Y \wedge \#D(X) = \#D(Y)) \end{aligned} \quad (1)$$

sendo X e Y atributos de A_i . Considere-se A_i^* a sequência de atributos, tal que

$$\forall A_{ij}^*, A_{ik}^* \in A_i^* : A_{ij}^* <_e^* A_{ik}^* \Rightarrow j < k, i \in [1..4] \quad (2)$$

isto é, A_i^* é uma sequência ordenada por especificidade dos atributos, de forma não-decrescente, desempatada pela cardinalidade do domínio respectivo. Dado um conjunto de objectos multimédia O , iremos denotar por v_{ij}^o o valor de um atributo A_{ij}^* para um objecto o_i . É possível definir para cada dimensão W_i uma matriz M_i , onde cada elemento é dado por v_{ij}^o , em que o índice superior, o , é utilizado para iterar nas linhas e j nas colunas. Considera-se que cada M_i está totalmente preenchida, não contendo valores omissos.

Dada uma matriz M_i , designa-se por *atributo não discriminante mais específico*, $A_{ij_i}^*$, o primeiro atributo mais específico que tem o mesmo valor para todos os objectos, ou seja,

$$\#D_s(A_{ij_i}^* | O) = 1. \quad (3)$$

Consideram-se os seguintes casos limite: (i) quando o atributo mais geral A_{i1}^* é discriminante, vem $A_{ij_i}^* \stackrel{\text{def}}{=} A_{i1}^*$, não garantindo (3); (ii) sempre que todos os objectos são iguais, então $A_{ij_i}^* \equiv A_{iN_i}^*$.

Designa-se por *atributo discriminante menos específico*, denotado por $A_{ij_i}^*$, ao último atributo menos específico cujo valor não é constante, garantindo

$$1 < \#D_s(A_{ij_i}^* | O) \leq K \quad (4)$$

onde K é uma constante que limita a escolha de atributos com alta cardinalidade e deve ser igual ao valor máximo de grupos pretendidos para sumariar O . Consideram-se as seguintes excepções: (i) quando o atributo mais geral é discriminante e apresenta uma cardinalidade maior que K , tem-se que $A_{ij_i}^* \stackrel{\text{def}}{=} A_{i1}^*$,

(ii) se todos os objectos forem iguais, então $A_{ij_i}^* \stackrel{\text{def}}{=} A_{i1}^*$.

Daqui em diante apenas são consideradas as dimensões temporal e espacial, dada a sua importância na recuperação de memórias pessoais [16]. No entanto, os algoritmos apresentados são extensíveis a mais dimensões.

4.1 Agrupamento de objectos multimédia

O objectivo do algoritmo de agrupamento é dividir o conjunto O em grupos de contexto similar para o sumariar. Esse número deve ser pequeno, não devendo

ultrapassar o valor 16. Esse valor resulta da apresentação de grupos numa matriz (4×4), onde se tenta balancear a redução de objectos e a sua utilidade enquanto sumário. Para garantir isso, o algoritmo recebe um parâmetro, designado por *groupLimit*, que indica o limite para o número de grupos. Existem duas possibilidades para a geração dos grupos: (i) agrupamento com dominância temporal, e (ii) agrupamento com dominância espacial. Na primeira, mantém-se a ordem temporal dos objectos intra- e inter-grupo. Na segunda, a ordem temporal pode ser quebrada, mantendo no mesmo grupo objectos onde a localização é descrita da mesma forma. O processo de segmentação processa-se da seguinte forma. Primeiro determina-se o A_{ij}^* de cada uma das dimensões. Como as colunas das matrizes estão ordenadas segundo (1), é necessário percorrer os atributos de $[A_{i1}^* \dots A_{iN_i}^*]$, parando no primeiro que respeite (4). Este processo foi inspirado no princípio de indução de atributos [17], mas contrariamente a este, partimos do geral para o específico. De qualquer forma, a representação de um conjunto de objectos é feita utilizando generalização de conceitos.

De seguida garante-se que é mantida a ordem entre os objectos para a dominância pretendida, utilizando um algoritmo de ordenação estável (e.g. *merge sort*). Na dominância temporal essa ordem é temporal e na dominância espacial é alfabética, considerando os locais cuja descrição é igual. No final, os objectos de M_1 e M_2 ficam nas mesmas posições relativas.

Preparadas as matrizes, a segmentação é feita sobre os grupos que resultam do agrupamento de A_{ij}^* para a dimensão dominante e, para cada um desses grupos repete-se o agrupamento, utilizando o atributo discriminante menos específico da outra dimensão. Esse processo vai gerar dois níveis de agrupamento, onde para cada grupo do primeiro nível existe um ou mais grupos no segundo. No final escolhe-se o nível onde o número de grupos não é superior a *groupLimit*.

4.2 Descrição de cada grupo

Para que o agrupamento produza um sumário efectivo, é necessário gerar uma descrição para cada grupo que seja: (i) sintética, (ii) discriminativa entre grupos, (iii) textual e (iv) útil. A síntese da descrição é feita utilizando um atributo A_{ij}^* por dimensão. Para manter uma descrição discriminativa entre grupos, esse atributo é o primeiro mais específico que garante um valor comum para a maioria dos objectos no mesmo grupo, podendo existir imprecisão na descrição produzida. O racional é o seguinte. Como em diversas situações é difícil garantir simultaneamente correcção e utilidade, privilegiou-se a utilidade da descrição para os utilizadores em detrimento da sua correcção. Por exemplo, consideremos um grupo de 200 fotografias tiradas em dois dias consecutivos de 2010, em que 180 foram tiradas na Primavera e 20 no Verão. É correcto descrever o conjunto como *Fotografias de 2010*. No entanto essa descrição é menos útil para o utilizador do que a descrição *Fotografias da Primavera de 2010*, embora esta última seja menos precisa. A escolha de um atributo mais específico — a *Estação-do-ano*, em detrimento de outro mais geral — o *Ano*, melhorou a utilidade da descrição. Para determinar o atributo descritivo de uma dimensão, deve ser indicada a

percentagem mínima de casos que um valor de um atributo tem de cobrir e a relação que este tem com o segundo valor mais comum. Caso não exista nenhum atributo que garanta essas condições, é escolhido o $A_{ij_i}^*$. Note-se que a descrição textual de um grupo resulta da combinação dos atributos mais comuns em cada uma das dimensões, que garantem as proporções indicadas. A listagem 1 apresenta o pseudo-algoritmo que permite seleccionar um A_{ij}^* como descritor de uma dimensão.

Listagem 1 Descrição de um grupo

Input: A matriz M_i com os objectos pertencentes a um grupo; a percentagem de valores a cobrir; a proporção entre o primeiro e o segundo valor mais comuns

Output: O atributo mais adequado para descrever *matrix* e a coluna onde ele ocorreu

PROPERDESCRIPTION(*matrix*, *coverage*, *ratio*)

```

1  for each column c in matrix in reverse order
2      n = c.length
3      get the count for the two most common values
4      if there is only one count or
          (most common count > n × coverage and
           most common count ≥ ratio × second common count)
5          return most common value, c
6  return most common value, index of the non-discriminant most specific attribute
```

4.3 Grão adequado para detalhar um conjunto

A escolha de um grão adequado ao conjunto O é importante uma vez que: (i) possibilita a apresentação sintética do detalhe existente num conjunto, a um determinado nível conceptual, e (ii) disponibiliza ao utilizador um mecanismo que lhe permite detalhar um conjunto de objectos, para qualquer uma das dimensões separadamente. Pretende-se um detalhe que, sendo adequado, garanta um número limitado de valores distintos. Para uma dimensão M_i é utilizado o atributo A_{ij}^* mais específico que verifique $\#D_s(A_{ij}^*|O) \leq K$. Garante-se que o atributo é pelo menos tão específico quanto $A_{ij_i}^*$. A utilização de um atributo mais específico que $A_{ij_i}^*$ permite ter um detalhe para cada um dos grupos resultantes da segmentação. Quando o algoritmo é aplicado a M_1 , o valor utilizado é $K = 12$. Esse valor foi escolhido com base em características da componente temporal. Por exemplo, o valor 12 representa o número de meses no ano e é majorante das cardinalidades dos A_{1j}^* , com excepção para os anos. Além disso, é o valor considerado para limite superior do número de horas diárias passadas a tirar fotografias e está, portanto, adequado ao domínio do problema.

A escolha de K para M_2 é um pouco diferente. Uma análise sobre as fotografias geo-referenciadas de algumas colecções pessoais permitiu verificar que existe

uma grande variabilidade ao nível da descrição do local. Esta decresce significativamente se passarmos para um nível de abstracção acima, e.g., a região. Assim, valores baixos de K implicam um atributo discriminativo a tender para constante, colocado ao nível da cidade/região, diminuindo a sua utilidade para efeitos de detalhe. Considera-se que $K = 56$ produz resultados contidos e relevantes para o sumário, mesmo que este valor esteja acima do ideal [7].

5 Avaliação experimental

Na avaliação experimental foram utilizados 10 conjuntos de fotografias georeferenciadas, retirados de uma colecção pessoal, com uma média de 146 fotografias por conjunto. Estes representam memórias de actividades de carácter pessoal, com contiguidade temporal, e resultam de interrogações que um utilizador dessa colecção especificou. Na tabela 1 é apresentada uma descrição sucinta dos conjuntos.

Tabela 1. Conjuntos de fotografias utilizados nos ensaios

Conjunto	Nº Fotos	Amplitude temporal	Amplitude espacial
DS01	26	1 dia	2 países
DS02	182	1 dia	1 cidade
DS03	36	1 dia	1 cidade
DS04	138	1 dia	1 cidade
DS05	10	1 dia	2 países
DS06	530	5 dias	3 países
DS07	36	4 dias	1 localidade
DS08	133	2 dias	2 cidades
DS09	236	7 dias	3 países
DS10	256	12 dias	5 cidades

5.1 Ensaios sobre o agrupamento em MSS

Foi efectuado um ensaio para se perceber a relação entre o número de grupos máximo especificado e o número de grupos produzido pelo algoritmo de agrupamento. Observou-se que existe um andamento semelhante no número de grupos produzido que parece ser independente da dominância, considerando separadamente os conjuntos de um dia dos de múltiplos dias. Para os conjuntos de um dia, são produzidos três a quatro grupos, indiciando que a componente temporal sobressai no agrupamento. Esse número está relacionado com o atributo que foi utilizado para discriminar em W_1 — a *Zona-do-dia*. A prevalência da componente temporal resulta de um maior número de locais distintos que leva a que a cardinalidade observada para a componente espacial seja superior ao número máximo de grupos admissível, no nível conceptual mais específico. Quando no

nível conceptual cidade/localidade existe mais do que um valor, o número de grupos passa para quatro, resultado da combinação das dimensões tempo e espaço. Nos conjuntos multi-dia o número de grupos é mais diverso, resultado da maior complexidade espaço-temporal subjacente. No entanto, os resultados são consistentes com o que foi observado nos conjuntos de um dia.

Verifica-se, para qualquer dos conjuntos testados, que o número de grupos encontrados utilizando dominância temporal é menor ou igual ao número encontrado com dominância espacial, e que ambos são inferiores ao número máximo possível. Deve realçar-se que o número de grupos vai crescendo em patamares. As transições indicam uma alteração no nível de abstracção utilizado, i.e., a escolha de um A_{ij}^* diferente. Essas transições estão relacionadas com a cardinalidade observada em cada atributo. Por isso, na dominância espacial, essa transição acontece mais tarde.

5.2 Comparação com outros algoritmos de agrupamento

Foi feita uma comparação entre o algoritmo de agrupamento proposto e outros dois: (i) um que recorre a indução de atributos (AOI) [17], e um (ii) hierárquico por aglomeração (AGNES), descrito em [18]. Os ensaios foram efectuados para um número máximo de grupos fixo e igual a 16.

Com excepção do AGNES, os restantes algoritmos produziram um número de grupos adequado ao contexto espaço-temporal, ou seja, o número de grupos varia mediante o contexto de cada conjunto O . Para o AGNES foram sempre gerados 16 grupos³, independentemente do contexto. Isso conduz a exista uma descrição exactamente igual em alguns grupos. Para o algoritmo AOI, o número de grupos médio foi de 10 e 6 na componente temporal e espacial, respectivamente. Também aqui existem grupos cuja separação do contexto não é a mais adequada. É frequente a utilização do grão mais fino para discriminar alguns grupos, tornando o sumário exaustivo e, conseqüentemente, menos útil. Os algoritmos AOI e AGNES não permitem a escolha da dominância. Conseqüentemente, não garantem que o contexto flui correctamente entre grupos, segundo uma dada dimensão. Em particular, não garantem a ordem temporal em situações onde o mesmo local aparece várias vezes na mesma unidade de tempo, e.g., hora. O algoritmo proposto garante a ordem temporal nessas situações. Neste, o número médio de grupos é de 3 na componente temporal e de 5 na espacial, verificando-se uma boa separação entre grupos.

Foram determinadas as distâncias inter- e intra-grupo médias para as segmentações produzidas por cada um dos algoritmos. Seja o tuplo $\langle A_{1\hat{j}_1}^*, A_{2\hat{j}_2}^* \rangle$ o *descriptor mais específico (dme)*. Considera-se a distância entre dois grupos definida por

$$d(X, Y) = \sum_{i=1}^4 \delta(x_i, y_i) \quad (5)$$

³ Houve uma excepção porque a cardinalidade de um dos conjuntos é inferior a 16. Nesse caso utilizou-se o valor máximo possível que são 10.

onde X e Y são os descritores mais específicos dos grupos a comparar. A função δ calcula a dissimilaridade entre dois atributos categóricos ao mesmo nível, devolvendo o número de símbolos diferentes, como proposto em [19]. A aplicação de (5) para o cálculo da distância intra-grupo considera todos os atributos. Os resultados encontrados estão apresentados na tabela 2. Os valores da distância inter-grupo para o algoritmo proposto apontam para uma melhor separação do contexto, confirmando os resultados anteriores. No entanto, a distância intra-grupo é também maior. Mas neste caso, o valor de 1.6 indica que, em média, os elementos em cada grupo diferem em menos de 2 atributos. Como o contexto é descrito espaço-temporalmente, a diferença faz-se ao nível dos grãos mais finos, que na maior parte das situações podem ser descritos da mesma forma sem que isso interfira no resultado final.

Tabela 2. Distância média intra e inter-grupo

Algoritmo	Intra-grupo		Inter-grupo	
	1 dia	Vários dias	1 dia	Vários dias
Agrupamento MSS	0.726	1.669	3.411	5.073
AOI	0.216	1.515	2.523	2.856
AGNES	0.166	0.458	3.076	4.658

Para a comparação com o algoritmo AOI, foi ainda considerada a *distância de generalização*, definida por $\Delta_s = A_{iN_i}^* - A_{ij_i}^*$, que indica a distância semântica em relação ao grão máximo. Considerou-se igualmente a *distância ao atributo de referência*, definida por $\Delta_r = A_{iR_i}^* - A_{ij_i}^*$. O atributo $A_{iR_i}^*$ é aquele que é considerado representativo para a escala humana. Para a dimensão tempo foi escolhido o atributo *dia*, enquanto que para a dimensão espaço escolheu-se o atributo *cidade*. Note-se que ambos são independentes dos conjuntos de dados. Os valores apurados para estas métricas, em cada um dos algoritmos, são apresentados na figura 1. Observou-se que Δ_s é normalmente mais alto para o algoritmo proposto, indicando uma maior subida conceptual e uma melhor representação para os utilizadores. Para Δ_r , o algoritmo AOI apresenta normalmente valores negativos, indicando que é escolhido um grão com mais detalhe. Estes resultados indiciam que o algoritmo de agrupamento MSS apresenta uma segmentação mais adequada aos objectivos pretendidos.

6 Conclusões e trabalho futuro

Os resultados preliminares indicam que o algoritmo de agrupamento apresentado é adequado para garantir um contexto coeso em cada um dos grupos. Em particular, a separação do contexto inter-grupo é, em média, de pelo menos dois

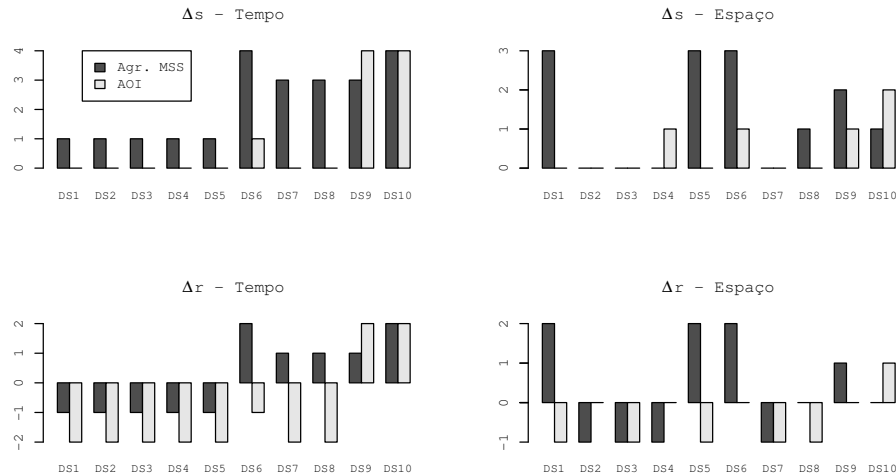


Figura 1. Resultados de Δ_s e Δ_r para as dimensões tempo e espaço.

níveis conceituais por dimensão. Estas características levam a que o algoritmo de descrição de um grupo consiga, na maior parte dos casos, encontrar um atributo comum por dimensão para efectuar a descrição. O algoritmo MSS pode ser incorporado em interfaces com o utilizador, para manter num único ecrã o resultado de uma interrogação, onde a descrição de cada grupo serve para dar a visão geral do contexto subjacente, e o grão fornece os mecanismos que permitem detalhar cada grupo. Dessa forma, seguem-se os princípios enunciados por Shneiderman [20] — *Overview first, zoom and filter, details on demand*.

Para trabalho futuro, pretende-se estender o algoritmo para lidar com informação incompleta. Serão efectuados testes com utilizadores, para confirmar a qualidade do sumário produzido, e determinar as circunstâncias onde a utilização de uma dominância em detrimento da outra, apresenta vantagens para a compreensão do contexto subjacente ao conjunto.

Referências

1. Chute, C.: Worldwide digital image print 2011-2014: Forecast the digital photo print bible. Technical report, IDC (2011)
2. Hanjalic, A., Lienhart, R., Ma, W.Y., Smith, J.R.: The holy grail of multimedia information retrieval: So close or yet so far away? *Proceedings of the IEEE* **96**(4) (2008) 541–547
3. Sarvas, R., Turpeinen, M.: Social metadata for personal photography (2006)
4. Hardman, L.: Canonical processes of media production. In: *Proceedings of the ACM workshop on Multimedia for human communication: from capture to convey*, ACM (2005) 1–6
5. Wagenaar, W.A.: My memory: A study of autobiographical memory over six years. *Cognitive Psychology* **18**(2) (1986) 225 – 252

6. Johnson, E., Schultz, L.: Forward telescoping bias in reported age of onset: an example from cigarette smoking. *International journal of methods in psychiatric research* **14**(3) (2005) 119–129
7. Miller, G.: The magical number seven, plus or minus two: some limits on our capacity for processing information. *Psychological review* **63**(2) (1956) 81
8. Wickens, C., Hollands, J.: *Engineering psychology and human performance*. Prentice Hall New Jersey (1999)
9. Buxton, W.: *Less is more (more or less)*. Buxton Design, Toronto Ontario (2001) 17
10. Habermas, T.: Autobiographical reasoning: Arguing and narrating from a biographical perspective. *New Directions for Child and Adolescent Development* **2011**(131) (2011) 1–17
11. Berry, L., Munzner, T.: Binx: Dynamic exploration of time series datasets across aggregation levels. In: *Information Visualization, 2004. INFOVIS 2004. IEEE Symposium on, IEEE* (2004) p2–p2
12. Silva, R., Moura-Pires, J., Santos, M.: Spatial clustering in solap systems to enhance map visualization. *International Journal of Data Warehousing and Mining (IJDWM)* **8**(2) (2012) 23–43
13. Naaman, M., Song, Y.J., Paepcke, A., Garcia-Molina, H.: Automatic organization for digital photographs with geographic coordinates. In: *JCDL '04: Proceedings of the 4th ACM/IEEE-CS joint conference on Digital libraries, New York, NY, USA, ACM Press* (2004) 53–62
14. Andrienko, G., Andrienko, N., Bak, P., Kisilevich, S., Keim, D.: Analysis of community-contributed space-and time-referenced data (example of panoramio photos). In: *Proceedings of the 17th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems. GIS '09, New York, NY, USA, ACM* (2009) 540–541
15. Adrienko, N., Adrienko, G.: Spatial generalization and aggregation of massive movement data. *Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on* **17**(2) (feb. 2011) 205–219
16. O'Hare, N., Gurrin, C., Jones, G., Lee, H., O'Connor, N., Smeaton, A.: Using text search for personal photo collections with the MediAssist system. In: *Proceedings of the 2007 ACM symposium on Applied computing, ACM* (2007) 880–881
17. Han, J., Fu, Y.: Attribute-oriented induction in data mining. In: *Advances in knowledge discovery and data mining, American Association for Artificial Intelligence* (1996) 399–421
18. Kaufman, L., Rousseeuw, P., et al.: *Finding groups in data: an introduction to cluster analysis*. Volume 39. Wiley Online Library (1990)
19. Huang, Z.: A fast clustering algorithm to cluster very large categorical data sets in data mining. In: *Workshop on Research Issues on Data Mining and Knowledge Discovery, Citeseer* (1997)
20. Shneiderman, B.: The eyes have it: A task by data type taxonomy for information visualizations. In: *Visual Languages, 1996. Proceedings., IEEE Symposium on, IEEE* (1996) 336–343