IAR0001 - 2017/1 Relatório Trabalho 2 Ant Clustering com Dados Heterogêneos

Alexandre Maros¹

¹Departamento de Ciência da Computação – Universidade do Estado de Santa Catarina Centro de Ciências Tecnológicas – Joinville – SC – Brasil

alehstk@gmail.com

Resumo. O Trabalho 2 estende a lógica do agrupamento de formigas homogêneas e aplica o conceito para o agrupamento de dados. Aqui as "formigas mortas" são na realidade dados heterogêneos, com diferentes atributos e são agrupados através de uma função de similaridade. Neste trabalho será discutido como essas funções são utilizadas e alguns testes serão realizados para verificar a efetividade do agrupamento.

1. Introdução

Como visto no desenvolvimento do Trabalho 1, o agrupamento de formigas mortas por formigas vivas é um conceito interessante e eficaz quando há a necessidade de agrupar dados homogêneos, sem uma propriedade única. Entretanto, as aplicações que tal conceito pode resolver se tornam limitadas.

Visando resolver esse problema, diferentes métodos de calcular a similaridade de dados foram desenvolvidos. Com esses métodos distintos, há a possibilidade de agrupar dados heterogêneos, isto é, dados que possuem características diferentes uns dos outros. Um exemplo simples seria o de agrupar grupos de formigas com tamanhos diferentes. Formigas maiores devem ser agrupadas juntas e formigas menores devem estar em um outro grupo, mais próximas umas das outras.

Os dados podem ter diversas peculiaridades. Peso e tamanho de uma formiga; Tamanho de arquivo e data da última modificação; Peso, tamanho e idade de uma pessoa. A quantidade de características pode variar se criado uma função de similaridade que comporte esses dados. Dessa forma, é possível modelar diversas maneiras diferentes para se agrupar dados com pequenas modificações no algorítimo.

Aqui se estudará dois modelos propostos e estudados por [Jafar and Sivakumar 2010] e [Handl et al. 2003] onde se é utilizado a distância euclidiana para calcular a similaridade.

2. Problemática

Neste trabalho, as formigas mortas deixam de ser homogêneas, com as mesmas propriedades e passam a ser heterogêneas, com propriedades diferentes. Isso implica que agora as formigas se transformam em dados e o agrupamento se baseia em quão similar são esses dados uns dos outros. Um exemplo simples seria com formigas com pesos diferentes. Formigas mais pesadas, devem ser agrupadas juntas, enquanto as mais leves devem ser postas em um grupo separado.

Aqui, trabalharemos com dados que contem 2 características, que podem ser interpretas como posições. Formigas que são mais similares, isto é, estão mais próximas umas das outras, devem estar em um mesmo grupo. Deve-se notar que "próximas" não significa a posição do tabuleiro, mas sim, proximidade dos dados. Para ilustrar a problemática, abaixo encontra-se um exemplo simplificado da entrada.

O número da terceira coluna é apenas para fins visuais, ele indica o número do grupo que a formiga pertence (para pintar com uma cor diferente no tabuleiro e identificar se estão sendo agrupadas corretamente) e não é usado no cálculo da similaridade. Os 2 primeiros são as "posições" dos dados. Novamente, esses números não representam as posições do tabuleiro, mas são dados para calcular a similaridade. Quanto mais próximo esses números estão uns dos outros, mais similar eles são. Esses dados são chamados de posição pois a distância euclidiana é utilizado para o cálculo da similaridade.

3. Modelo implementado

O trabalho foi implementado utilizando a linguagem C++ e a biblioteca gráfica SFML (*Simple and Fast Multimedia Library*). A implementação segue o mesmo padrão do trabalho anterior com três grandes mudanças.

A primeira é como as formigas mortas, ou nesse caso os dados, são criados. O programa lê um arquivo de texto com n entradas. Para cada entrada, uma formiga morta é criada com os valores das posições e a que grupo ela pertence. Logo após isso, a formiga é colocada em uma posição aleatória no tabuleiro.

A segunda é a forma como as formigas se movimentam. No trabalho anterior, a direção do próximo movimento era definida aleatoriamente a cada "passo", com a mesma probabilidade para todas as direções. Aqui, essa movimentação foi modificada. A formiga escolherá um ponto aleatório do mapa e seguirá naquela direção até chegar nele. Ao chegar nesse ponto, uma outra localização será decidida. Caso a formiga seja impossibilitada de fazer um movimento (encontrou outra formiga no caminho ou está carregando uma formiga morta e encontrou outra morta no caminho) a formiga também escolherá outro ponto aleatório.

A última modificação é em relação as fórmulas para calcular a probabilidade de pegar ou soltar uma formiga morta. Neste trabalho foi usado as formulas descritas no

trabalho [Jafar and Sivakumar 2010] com algumas modificações e alterações descritas no trabalho de [Handl et al. 2003].

Aqui, primeiro se é calculado a similaridade da vizinhança em relação a uma formiga *i*. Essa similaridade é então usada como parâmetro para duas outras fórmulas que decidem a probabilidade da formiga pegar ou soltar uma formiga morta.

A fórmula para calcular a similaridade da vizinhança ou medida de densidade de uma formiga i é a seguinte:

$$f(i) = \begin{cases} \frac{1}{s^2} \sum_{j} \left(1 - \frac{d(i,j)}{\alpha}\right) & \text{, se } f(i) > 0\\ 0 & \text{, caso contrário} \end{cases}$$
 (1)

onde:

- s é o número de quadrantes vazios na vizinhança;
- d(i,j) é a distância euclidiana dos dois dados sendo analisados, definida pela Fórmula 2
- α é o fator que define a escala para a dissimilaridade.

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^{n} (x_{i,k} - x_{j,k})^2}$$
 (2)

onde:

• n é o número de características do dado

A Fórmula 1 é utilizada para identificar quão similar é a formiga i em relação aos dados à sua volta. O parâmetro α da fórmula não deve ser nem muito maior nem muito menor que o valor médio de distância esperado pela Equação 2 e é definido empiricamente. As fórmulas para decidir se a formiga deve carregar ou soltar uma formiga morta são definidas da seguinte forma:

$$P_c(x_i) = \left(\frac{k_1}{k_1 + f(x_i)}\right)^2 \qquad P_s(x_i) = \left(\frac{f(x_i)}{k_2 + f(x_i)}\right)^2 \tag{3}$$

onde:

- $P_c(x_i)$ é a probabilidade da formiga viva carregar a formiga x_i
- $P_s(x_i)$ é a probabilidade da formiga viva soltar a formiga x_i
- k_1 e k_2 são fatores de correção e são definidos empiricamente

Um número fixo de iterações são calculadas a cada execução. Quando o número de iterações máximas é atingida, todas as formigas vivas, caso estejam carregando algo, deixam o dado na posição em que se encontram. O trabalho continua implementado de maneira serial, isto é, cada formiga executa sua movimentação de forma sequencial.

4. Experimentos, resultados e análises

Foram disponibilizados duas entradas. A primeira contendo 4 grupos com 400 formigas e o segundo contendo 15 grupos com 600 formigas. O tabuleiro para ambas as entradas foram de 80×80 , 15 formigas vivas foram utilizadas e 2 milhões de iterações foram calculadas.

4.1. Entrada 1

Aqui, 400 dados pertencentes a 4 grupos, sendo que cada grupo contém 100 dados, foram dispostos aleatoriamente no tabuleiro. Os dados foram gerados a partir de uma distribuição normal. As Figuras 1, 2 e 3 mostram como foi feita as disposições dos dados inicial e final dado a entrada 1.

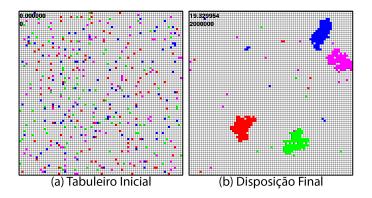


Figura 1. Entrada 1 - Execução 1

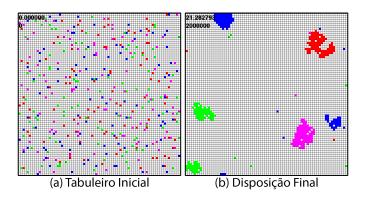


Figura 2. Entrada 1 – Execução 2

Para essa entrada as variáveis utilizadas nas formas foram as seguintes:

- raio de visão = 1
- $\alpha = 8$
- k1 = 0.014
- k2 = 0.615

Tais variáveis foram definidas empiricamente, através de diversos testes de execução. Na Figura 1 e 3 os 4 tipos de dados foram agrupados eficientemente e poucos dados ficaram fora dos agrupamentos. Esses dados que ficaram fora dos dados são de formigas

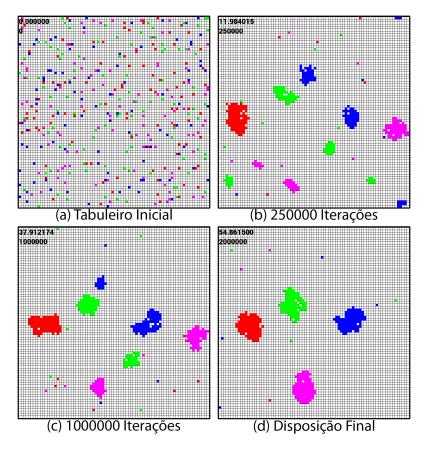


Figura 3. Entrada 1 – Execução 3 com o estado do sistema em 4 momentos distintos

que ainda estavam carregando os dados. Se, ao final da execução as formigas fossem permitidas de executar suas ações até deixar o dado no lugar mais adequado, esse problema possivelmente seria remediado.

Já na Figura 2 nota-se que há dois grupos verdes desconexos, logo nota-se que o agrupamento não é sempre ideal com 2 milhões de iterações. Um ajuste de parâmetros ou um aumento das iterações máximas é necessário para garantir que o agrupamento seja sempre eficiente.

A Figura 3 também mostra o estado do sistema em quatro momentos distintos, o inicial e o final como nas outras duas figuras e também estados intermediários, após 250 mil iterações e após 1 milhão de iterações. Pequenos grupos são formados rapidamente, porém há uma certa demora até que esses pequenos grupos se unam.

4.2. Entrada 2

Nessa entrada há 600 dados pertencentes a 15 grupos distintos, sendo que cada grupo contém 40 dados. Aqui, os grupos são mais parecidos entre si e possuem uma diferença pequena entre cada um deles. As variáveis utilizadas foram as seguintes:

- raio de visão = 2
- $\alpha = 1.6$
- k1 = 0.001
- k2 = 0.002

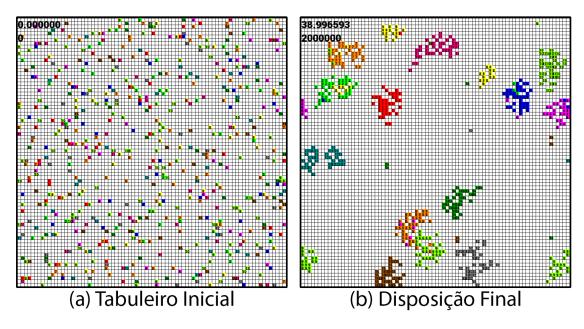


Figura 4. Entrada 2 - Execução 1

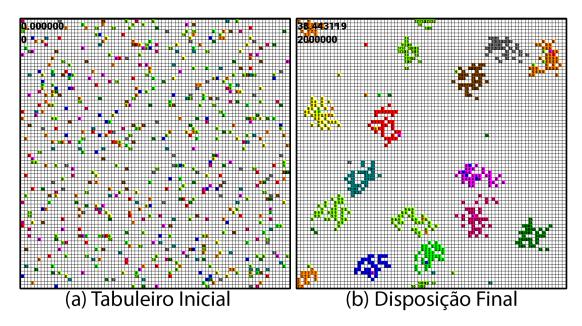


Figura 5. Entrada 2 - Execução 2

Essa entrada provou ser difícil de encontrar um meio termo das variáveis devido a proximidade dos valores dos dados. O melhor agrupamento encontrado foi o das Figuras 4 e 5, porém ainda não é um agrupamento ideal pois os dados ainda estão um pouco dispersos.

Com raio 1 era identificado a junção de grupos similares (1 com 2, 2 com 3, etc). Possivelmente um ajuste mais fino é necessário para gerar um melhor agrupamento.

5. Conclusão

Novamente, o agrupamento se mostrou eficiente, principalmente para quando a diferença entre os grupos de dados eram maiores, como foi o caso da Entrada 1. Em um intervalo de tempo curto é possível agrupar uma grande quantidade de dados.

Como sugestão de trabalhos futuros está a paralelização das ações das formigas, a melhora da função de movimentação e uma análise mais refinada das variáveis empíricas das Equações 1 e 3.

Referências

- Handl, J., Knowles, J., and Dorigo, M. (2003). Ant-based clustering: a comparative study of its relative performance with respect to k-means, average link and id-som. In *Proceedings of the Third International Conference on Hybrid Intelligent Systems. IOS Press*.
- Jafar, O. M. and Sivakumar, R. (2010). Ant-based clustering algorithms: A brief survey. *International journal of computer theory and engineering*, 2(5):787.