

Alocação de recursos geograficamente distribuídos em clusters homogêneos

Wagner Senger
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Ponta Grossa-PR, Brasil
wagnersenger@gmail.com

Lourival Aparecido de Góis Departamento
de Pós Graduação em Ciência da Computação
Universidade Tecnológica Federal do Paraná
Ponta Grossa-PR, Brasil
gois@utfpr.edu.br

RESUMO

Baseado na ideia de aproveitamento de recursos já existentes mas pouco ou mal utilizados, o presente artigo tem como objetivo propor um modelo de clusterização dos mesmos, de forma que todos os elementos pertencentes ao ambiente global possam ser dispostos em grupos homogêneos entre si, permitindo assim uma igual possibilidade de aproveitamento de recursos, desde os mais básicos até aqueles com capacidade mais avançada. Neste estudo é apresentada uma forma costumeira de criação de grupos com base na proximidade entre os elementos através do algoritmo k-means, e também a sua alternativa, objeto do estudo, que alia um conceito de redes neurais simples a um método de agrupamento baseado em um algoritmo hierárquico de ligação pelo elemento mais distante.

Palavras-chave

Grade Computacional; Cluster; Balanceamento de Carga; k-means, algoritmo hierárquico

ABSTRACT

Based on the idea of the utilization of the resources already existed but bad or low used, this paper has as objective propose a model of clusterization of them, in the way that all elements that belongs to the global environment can be placed in homonegeous groups, allowing and equal possibility of use of the resources, since the most basic until that with high capacity. In this research is presented a way of creating groups based on the closeness between the elements using the algorithm k-means, and his alternative, object of this paper, that join a concept of simple neural networks to an method of grouping based in an hierarchical algorithm of linkage by the farthest element.

Keywords

Computational Grid; Cluster; Load Balance; k-means, hierarchical algorithm

1. INTRODUÇÃO

A cada dia mais e mais equipamentos são produzidos e outros tantos são esquecidos por seus compradores. Diversos são os motivos para isso, mas o fato é que muitos deles acabam sendo substituídos por uma próxima geração de equipamentos, que futuramente acabará tendo o mesmo destino. O que se vê são milhares de recursos que já tiveram um custo altíssimo tendo seu uso diminuído, mesmo máquinas atuais em que seus donos desprenderam muito do seu tempo para encontrar aquela com configuração ideal para suas necessidades sendo subutilizadas e deixando grande parte do seu poder computacional sem uso, não por terem sido supervalorizadas no momento da aquisição mas por estarem desligadas ou simplesmente ociosas em boa parte do tempo, seja em um momento de descanso ou mesmo no intervalo do café. Estas máquinas, se somado seu poder computacional para atender uma demanda poderiam ser capazes de se assemelhar aos mair poderosos computadores.

Suponhamos a seguinte situação, digamos que seu computador represente um poder de processamento de 10, e este tenha sido adquirido em virtude do seu computador anterior já não suprir suas necessidades, ele possuía um poder de 5 enquanto você precisava de 7, por isso você foi levado a comprar esta máquina com um poder maior do que precisava já pensando em uma necessidade futura. Pois bem, e se neste cenário você passasse a necessitar de um poder de 12, o que haveria de fazer? Compraria uma máquina de poder 15 pensando em uma necessidade futura, porém, você já possui 15 de processamento em sua casa, 10 da atual e 5 da antiga. Não seria interessante se fosse possível somá-las? Agora, vamos expandir um pouco nosso pensamento para quantas dessas máquinas se encontram abandonadas, muitas que funcionam perfeitamente, porém já não são mais utilizadas por diferentes motivos, sem levar em consideração que são recursos com um valor já investido, e a sua reutilização não implicaria em um gasto extra.

Identificar a melhor forma de aproveitamento destes recursos ociosos não é uma tarefa fácil e tem sido alvo de vários estudos na área da ciência da computação, pois além de se implementar a alocação destes recursos é necessário também que haja a gerência da sua utilização. Por isso muitos estudos têm apontado para o conceito de alocação em clusters, que consiste em agrupar elementos de acordo com alguma métrica preestabelecida.

Clusterização é uma técnica mais primitiva em que não se é feita correlação com o número de estruturas ou grupos que serão gerados, mas sim um agrupamento com base em similaridades ou diferenças entre os elementos [4]. Agrupar os

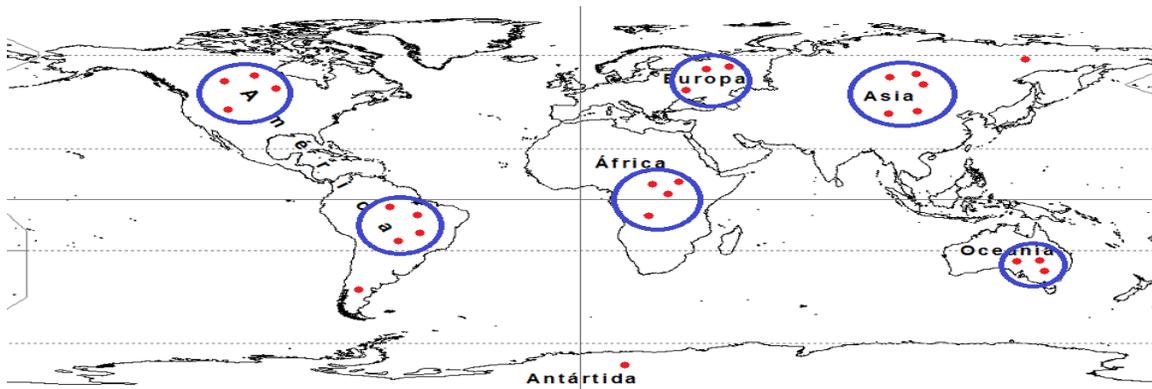


Figura 1: Aplicação de k-means em recursos espalhados geograficamente.

elementos proporciona uma melhor forma de gerenciamento, assim como também é possível identificar aqueles recursos que não se enquadram em grupo algum.

Muitas são as formas com que a clusterização vem sendo aplicada para se organizar os recursos, e em várias situações os clusters são criados a partir de alguma similaridade entre os recursos disponíveis. Esta similaridade costuma ser utilizada em algoritmos que geram o agrupamento com base na aproximação destes dados, e desta forma o cluster consegue reunir elementos de um poder computacional similar por exemplo. A característica escolhida depende do foco do estudo, sendo em alguns casos primordial e em outros uma característica desnecessária.

Para que alguns recursos não sejam sobrecarregados e outros permaneçam com pouca ou nenhuma carga de utilização é importante a aplicação de um balanceamento de carga, e neste quesito a clusterização é um dos principais métodos de balanceamento, permitindo que para uma visão externa o ambiente de cluster se apresente como um sistema único [7].

Com este estudo pretendemos aplicar a clusterização de modo a criar clusters com recursos internos distintos entre si, porém ao serem observados de fora apresentarão homogeneidade entre eles, de forma que futuramente quando a escolha de um cluster for necessária para se executar alguma tarefa, qualquer um seja apto a receber a solicitação.

2. ESTUDO EXECUTADO

A partir do que foi apresentado anteriormente, podemos perceber a necessidade de construção de um mecanismo de agrupamento de recursos. Este mecanismo deve ser feito não somente para identificação e agrupamento dos recursos, mas também para que a gerência sobre eles se torne mais simples, e a partir de então possam ser analisadas melhor as condições para aplicação do processamento das informações e balanceamento de carga.

Este método porém deve ser organizado e por isso não pode aleatoriamente distribuir os elementos, caso contrário não seria possível atribuir a homogeneidade proposta no estudo. Existem algumas características em cada elemento que são particularmente interessantes para o estudo em questão, como localização geográfica, capacidade de processamento, percentual de uso, capacidade de memória RAM e capacidade de armazenamento.

Alguns estudos como o efetuado por Norouzi e Akbarpour

[7] utilizam como métrica de agrupamento a proximidade entre os elementos, causando um resultado como o demonstrado na Figura 1, em que os elementos estão agrupados segundo a sua localização geográfica. Isso faz com que os pontos tenham uma homogeneidade entre si, porém os clusters gerados não são homogêneos sob vários outros aspectos como: os grupos possuem elementos em posições terrestres diferentes; não possuem o mesmo número de elementos; a latência de respostas das redes pode apresentar uma discrepância devido a distância geográfica; os elementos agrupados em um dos clusters podem possuir um poder de processamento muito maior que os outros. Podemos perceber visualmente a diferença entre os grupos, onde por exemplo o grupo da Europa se apresenta diferente do grupo da Ásia mesmo em número de elementos, o que acaba destruindo a homogeneidade almejada.

O algoritmo utilizado para tal geração de grupo é o k-means, o qual possui seu funcionamento baseado na distância [2], de forma que para se gerar o cluster os pontos devem estar a uma distância aproximada de um mesmo centro [8], o qual é calculado pelo algoritmo. Este algoritmo é muito utilizado devido a possuir uma vasta literatura e pela consolidação que recebeu devido aos vários anos de uso. Por considerar apenas a distância, este algoritmo não é sendo justo com a criação dos grupos, desconsiderando critérios importantes.

Ainda neste exemplo podemos observar outra situação como os recursos situados na Antártida, leste da Ásia e sul da América, por não possuírem nenhum outro recurso próximo acabam por não serem incluídos em grupo algum, mesmo que estes tivessem uma alta capacidade e pudessem contribuir para algum grupo. Estes recursos são chamados de ruídos, ou então como utilizado na mineração de dados, *outliers*, e tem este nome porque são elementos que não se enquadram em alguma classificação específica. Não significa que todos os recursos devam ser aproveitados, pode acontecer de que algum não tenha capacidade suficiente para contribuir em nenhum grupo e, portanto, deva ser descartado. Porém essa análise deve ser mais minuciosa, coisa que simplesmente aplicando a métrica da distância pode deixar a desejar. Por isso neste caso a aplicação do algoritmo k-means não se apresenta como a melhor opção.

O ponto central é a forma como a medida de similaridade será calculada para que se reflita a homogeneidade dos grupos [1], quando se utiliza apenas uma medida para criação

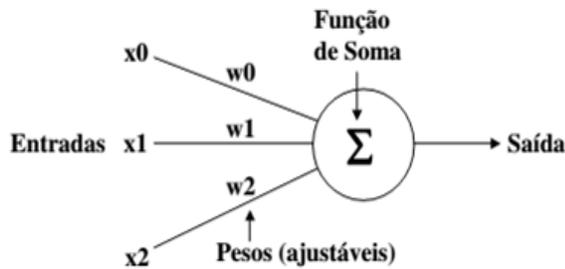


Figura 2: Neurônio Artificial.

dos grupos não se dá abertura para que haja homogeneidade entre eles. Porém, quando um conjunto de regras é utilizado, existe a possibilidade de haver um balanceamento de modo que seja gerada uma compensação em atributos fracos de um recurso por seus atributos fortes. O que se pretende fazer é a utilização da posição geográfica como parte de uma relação de parâmetros para criação do cluster e não como a única métrica para isso.

Criar um grupo nesses moldes pode permitir um melhor aproveitamento de um recurso considerado fraco em certo aspecto e balanceá-lo em um grupo com outro elemento de propriedades mais vantajosas.

Outro ponto que pode ser favorecido nesta forma de utilização é em relação aos ruídos. Diferente do exemplo anterior, onde perderiam espaço devido a não se enquadrar em algum grupo pela sua localização incompatível com outros recursos, neste caso eles podem vir a ser aproveitados já que outras características podem lhes tornar interessantes.

Características diferentes também inferem valores diferentes, dessa forma não podemos simplesmente comparar um recurso com valor X de distância a um outro recurso de um valor Y de capacidade de processamento. É necessário que todos os elementos possuam a mesma forma de medida, permitindo assim que apesar de distintos estes valores possam contribuir igualmente no resultado final.

Nesse estudo será aplicado uma medição baseada em um conceito da rede perceptron, comum em redes neurais. Este algoritmo utiliza um dos formatos mais simples de rede neural, a qual considera que existe apenas um neurônio, e para ele existem várias entradas, cada uma com um peso diferente, e, por fim, é produzida uma saída [3].

É possível visualizar na Figura 2 a estrutura do neurônio, as entradas x_0 , x_1 e x_2 possuem pesos respectivos w_0 , w_1 e w_2 , os quais passam pelo processo de somatório e produzem uma saída. Da mesma forma utilizaremos várias entradas para compor o valor do nosso recurso, as entradas serão referentes a valores de características como capacidade de processamento, localização geográfica, disponibilidade, quantidade de memória RAM, etc.

Um recurso com maior capacidade de processamento possuirá um peso mais alto para este item, já se o recurso tiver pouca disponibilidade para o uso possuirá um valor mais baixo nesta entrada. Por fim todos estes valores serão somados e produzirão um resultado que será a identificação da capacidade do recurso. Os valores que deverão ser atribuídos para cada item, como capacidade de processamento, que fará a composição do valor final, deverão ser testados

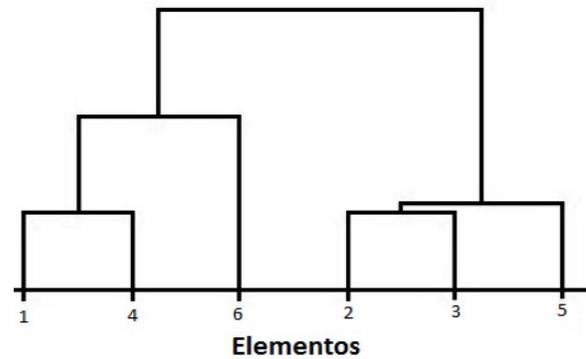


Figura 3: Algoritmo Hierárquico.

e ajustados de modo que cada um tenha o peso correto de acordo com a sua influência no potencial do recurso.

Tendo o valor composto de cada recurso já é possível passar a construção da clusterização. Da mesma forma que não é possível agrupar elementos pela localização geográfica também não poderemos agrupá-los pela similaridade do valor final, pois se o fizermos criaremos grupos de recursos com baixa capacidade, e grupos de alta capacidade, o que foge da proposta do estudo, já que os grupos não atingiriam a homogeneidade almejada.

A alternativa avaliada como plausível para a proposta é a utilização de um algoritmo hierárquico de ligação por vizinho mais distante. Esse tipo de algoritmo é capaz de agrupar elementos de valores distantes [6], promovendo um balanceamento entre o resultado final, já que os grupos tendem a possuir tanto recursos de alto poder computacional quanto de baixo poder.

Como podemos observar na Figura 2 os elementos 1, 4 e 6 são unidos no mesmo grupo, já os elementos 2, 3 e 5 são dispostos em outro, desta forma o grupo esquerdo ficaria com valor final 11 enquanto o grupo direito ficaria com valor 10, alcançando a homogeneidade dos grupos como proposto.

Existe ainda a possibilidade de recursos com valores muito inferiores serem adicionados em algum grupo, para estes ruídos deverão ser criadas regras específicas para que sejam tratados independentemente. Vão existir casos em que esses elementos não terão condições de auxiliar o cluster e deverão ser descartados. Porém pesquisas sobre este tema deverão definir ainda como será o seu tratamento.

Desconsiderando os ruídos o formato de balanceamento acaba por gerar clusters com características semelhantes [5], suas composições tendem a ter um formato mais próximo uns dos outros e por isso seu poder total deve ser nivelado. Ainda assim existirão situações em que os clusters ficarão com pequenas disformidades entre eles, pois atingir a perfeita sintonia pode não vir a ser possível devido a disparidade que a conjunção de várias características pode gerar. Por isso há de ser estabelecida uma margem acima ou abaixo para que esses sejam considerados com iguais, coisa que só com testes mais exaustivos poderemos definir melhor.

3. CONCLUSÃO

Clusterização é um assunto que a cada novidade também desperta um novo desafio. Os meios tradicionais disponíveis nem sempre apresentam a melhor solução para o objetivo

desejado nas aplicações e, em várias situações, ao corrigirem uma falha acabam abrindo uma brecha para outro questionamento.

Clusterizar recursos de forma que todos tenham a mesma possibilidade de serem aproveitados é uma área que ainda possibilita uma grande variedade de estudos, assim como a utilização final destes recursos disponíveis.

Este, apesar de ser um estudo em andamento com fatores a ainda serem ajustados, pode proporcionar um ambiente mais balanceado promovendo a homogeneidade sugerida sem elevar os custos da rede. Sua eficácia ainda depende de mais estudos, porém a forma diferenciada de aplicação permite nos deixar com uma boa perspectiva.

4. REFERÊNCIAS

- [1] L. Gómez-Chova, L. Bruzzone, G. Camps-Valls, and J. Calpe-Maravilla. Semi-supervised remote sensing image classification based on clustering and the mean map kernel. *IGARSS 2008 - 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, July 2008.
- [2] Y. Hanmin, L. Hao, and S. Qianting. An improved semi-supervised k-means clustering algorithm. *IEEE Conference Publications*, pages 41–44, May 2016.
- [3] S. Haykin. *Redes Neurais*. Bookman, 2001.
- [4] R. A. Johnson and D. W. Wichern. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Pearson Education, Inc., Upper Saddle River, New Jersey, 2007.
- [5] R. Massin, C. J. L. Martret, and P. Ciblat. Distributed clustering algorithms in group-based ad hoc networks. *Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2015 23rd European*, September 2015.
- [6] S. Mehrotra and S. Kohli. Comparative analysis of k-means with other clustering algorithms to improve search result. *Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2015 23rd European*, September 2015.
- [7] M. Norouzi and S. Akbarpour. Data processing in grid systems by using cluster algorithms. *IEEE*, pages 309–312, September 2013.
- [8] N. Yildirim and B. Uzunoglu. Association rules for clustering algorithms for data mining of temporal power ramp balance. *2015 International Conference on Cyberworlds (CW)*, February 2016.