

Selecionando Provedores de Computação em Nuvem via um Algoritmo Genético e baseado em Indicadores de Desempenho

Lucas Borges de Moraes¹, Adriano Fiorese¹, Rafael Stubs Parpinelli¹

¹Departamento de Ciências da Computação – (DCC)
Universidade do Estado de Santa Catarina – (UDESC)
Caixa Postal 631 – 89.219-710 – Joinville – SC – Brasil

lucasborges1292@gmail.com, {adriano.fiorese, rafael.parpinelli}@udesc.br

Resumo. *Esse trabalho visa especificar uma modelagem de um Algoritmo Genético (AG) capaz de selecionar o menor conjunto de provedores de nuvem que maximiza o atendimento da requisição do cliente, com o menor custo possível. A modelagem é baseada na análise dos valores e tipos de cada indicador de desempenho para cada provedor em função do requisitado pelo cliente.*

1. Introdução

O sucesso do modelo de computação em nuvem motivou o surgimento de um grande número de novos Provedores de Nuvem (PNs), tornando a tarefa de seleção do mais adequado, para cada cliente, um processo complexo. O problema da seleção de PNs já foi abordado em diferentes trabalhos [Garg et al. 2013][Baranwal and Vidyarthi 2014]. O diferencial do modelo proposto é sua capacidade de encontrar respostas mais satisfatórias para casos complexos onde o uso conjugado de mais de um PN seja necessário para atender o cliente. A medição da qualidade de um PN pode ser feita através dos seus indicadores de desempenho (PIs – *Performance Indicators*). Os PIs são classificados em quantitativos e qualitativos. Para os quantitativos, há três classificações conforme a sua utilidade de acordo com o seu valor numérico: HB ou *Higher is Better* (maior é melhor), LB ou *Lower is Better* (menor é melhor) e NB ou *Nominal is Best* (nominal é o melhor).

Encontrar o menor conjunto de PNs que maximiza o atendimento da requisição do cliente é uma operação exponencial ao número de PNs candidatos. Para resolver essa limitação pode-se aplicar uma técnica meta-heurística de busca como um Algoritmo Genético (AG). Esse trabalho apresenta a ideia de uma modelagem básica necessária para desenvolver um AG binário que resolve o problema da seleção de PNs baseada em PIs. Esse modelo possui alta abrangência e generalidade para modelagem de diversos cenários e requisições, sendo inclusive capaz de lidar com dados qualitativos.

2. Modelagem do Problema e da Solução Proposta

Dado um conjunto inicial finito não vazio P , com n distintos PNs, cada um com M distintos PIs associados, mais o custo, o problema é escolher o menor subconjunto de PNs de P , tal que $P' \subset P$, de forma a maximizar o atendimento da requisição do cliente com o menor custo envolvido. A base de dados (uma extensa lista de PNs com seus respectivos PIs conhecidos, alimentada direta ou indiretamente por corretores e/ou auditores de computação em nuvem) contém todos os PIs cadastrados, com seus tipos (HB/LB/NB) e valores, para cada PN. Os PIs são diversos: quantidade de memória (RAM, disco), processamento, disponibilidade, nível de segurança, etc. Cada PI deve estar na mesma unidade

de medida para todos os PNs (ex: PI custo em dólar por hora). A requisição representa as necessidades computacionais do cliente e deve informar todos os m PIs de interesse, com o respectivo valor desejável (X_j) e o peso daquele PI para com os outros (w_j).

Para o AG proposto é utilizado um indivíduo com codificação binária, onde a quantidade de variáveis codificadas é igual à quantidade total de PNs cadastrados na base de dados. Cada variável terá um único bit, indicando se aquele PN pertence ao conjunto solução ou não. Assim, seja $I = \{bit(0|1)_{P_1}, bit(0|1)_{P_2}, \dots, bit(0|1)_{P_n}\}$ um indivíduo com um único vetor binário com n bits, o bit 1 na posição i desse vetor, indica que o i -ésimo PN de P pertence ao conjunto solução codificado por aquele indivíduo. Similarmente, o bit 0 informa que o i -ésimo PN não pertence ao conjunto solução. Logo, o espaço de busca é discreto e multimodal, de tamanho $2^n - 1$ (codificação toda preenchida com 0 não é uma solução válida). O custo total do indivíduo é igual a soma do custo de todos os PNs que pertencem ao seu conjunto solução codificado. O fitness do indivíduo é calculado conforme Equação 1, proporcional a minimização de duas componentes: a média da pontuação correspondente ao número de PNs com a pontuação do custo total daquele indivíduo; e a razão da quantidade de PIs da requisição não atendidos, exceto o custo, ponderado pelo peso de cada PI (informado na requisição). Ambas componentes estão normalizadas entre 0 e 1. O valor $n1_I$ é a quantidade de bits 1s do indivíduo. Os operadores genéticos utilizados são o crossover binário de um ponto de corte (prob. 95%) e mutação “bit-flip” (prob. 2%). A rotina de seleção é o torneio estocástico de tamanho 5. Parâmetros: tamanho da população de 50 com 1000 iterações.

$$fitness_I = 1 - \frac{\frac{n1_I - 1}{n - 1} + \frac{\sum_{i=1}^n y_i [I_i = \text{bit}(1)]}{\sum_{j=1}^n y_j}}{2} - \frac{\sum_{j=1}^m w_j * \begin{cases} 0, \text{ se } x_{ij} \geq X_j \text{ e } PI_j \in HB \\ 0, \text{ se } x_{ij} \leq X_j \text{ e } PI_j \in LB \\ 0, \text{ se } x_{ij} = X_j \text{ e } PI_j \in NB \\ 1, \text{ caso contrario} \end{cases}}{\sum_{j=1}^m w_j} \quad (1)$$

3. Considerações Finais

Esse trabalho apresentou um modelo capaz de selecionar o menor conjunto de PNs que maximiza o atendimento da requisição do cliente com o menor custo possível utilizando um AG. Para tal, usa-se como base o valor e tipo de cada PI, contido na requisição e na base de dados. O modelo foi submetido a bases hipotéticas com 10, 50, 100 PNs e 5 PIs mais o custo e 5 requisições com variados níveis de dificuldade. A assertividade foi superior a 70% para os casos mais difíceis (30 execuções cada), com baixo desvio padrão e tempo de execução inferior a um segundo. Como trabalhos futuros pretende-se estender a modelagem para PIs qualitativos e aplicar a seleção para cenários com dados reais.

Referências

- Baranwal, G. and Vidyarthi, D. P. (2014). A framework for selection of best cloud service provider using ranked voting method. In *Advance Computing Conference (IACC), 2014 IEEE International*, pages 831–837.
- Garg, S. K., Versteeg, S., and Buyya, R. (2013). A framework for ranking of cloud computing services. *Future Generation Computer Systems*, 29:1012–1023.