Algoritmos Genéticos: solução na seleção de times

Elaine Figueiredo^{1,2}, Vitor Giammella¹,

¹Universidade Anhembi Morumbi - São Paulo, SP - Brasil

²Centro Universitário Campo Limpo Paulista (UNIFACCAMP) – Campo Limpo Paulista – SP – Brasil

efigueiredo13@gmail.com, vitor.giam@hotmail.com

Abstract: The challenge of selecting effective teams with appropriate profiles is constant. In this work, try to minimize the problem of team selection through a solution based on genetic algorithms that apply the DISC behavioral technique.

Resumo: O desafio de selecionar equipes eficazes com perfis adequados na composição de times é constante. Neste trabalho tenta-se minimizar o problema da seleção das equipes por meio de uma solução baseada em algoritmos genéticos que aplique a técnica comportamental DISC.

1. Introdução

Equipes de RH e Scrum Masters vivem o desafio de formar times que atendam às características comportamentais de função ou projeto, num contexto em que a seleção deve ser muito rápida dentre outras limitações como número de candidatos, tamanho da equipe, recursos, etc.

A técnica comportamental DISC, é adotada como norteadora neste trabalho para seleção e definição de um perfil comportamental apto à compor a equipe.

A evolução do hardware e software propiciou a evolução maior e mais rápida da Inteligência Artificial e seu campo de pesquisa cresce constantemente, neste trabalho adota-se uma solução de algoritmos genéticos para auxiliar a seleção de pessoas para compor times de trabalho e/ou projetos.

Tem-se dois problemas, a seleção de pessoas e o universo da inteligência artificial, mais precisamente a solução de algoritmo genético. Na solução adotada tais problemas unemse numa ferramenta que auxilia e dinamiza a seleção de equipes.

2. Contextualização

O estudo demonstra a aplicação de algoritmos genéticos para selecionar perfis aptos para compor equipes por meio da técnica comportamental DISC (Dominância, Influência, Cautela e Estabilidade), esta equipe pode tanto auxiliar o RH, quanto um Scrum Master a compor o time de projeto.

2.1. Computação Evolutiva e Algoritmos Genéticos

A Computação Evolutiva, baseia-se na teoria da evolução biológica. Algoritmos inspirados na Computação Evolutiva são chamados de algoritmos evolutivos. Esses algoritmos dividem-se nos seguintes ramos: algoritmos genéticos proposto por Holland em 1975, programação evolucionária de Fogel 1962, estratégias de evolução (Bremermann et al. 1965), sistemas classificadores de Holland 1975, programação genética (Koza 1992) entre outros algoritmos de otimização baseados na teoria da evolução natural de Darwin e na "sobrevivência do mais forte" (Larranaga *et al.*, 1999).

Algoritmos genéticos (AGs) foram inventados por John Holland e desenvolveu a ideia em seu livro "Adaptação em sistemas naturais e artificiais" no ano de 1975. Holland propôs AG como um método heurístico baseado em "Sobrevivência do mais forte". O AG foi descoberto como uma ferramenta útil para problemas de pesquisa e otimização (Pandey *et al.*, 2016), (Beasley, Bull and R. R. Martin, 1993), (Beasley, Bull and Ralph R. Martin, 1993). Neste estudo optamos pelo algoritmo genético e classificadores de Holland.

2.2 Algoritmos Genéticos e seus parâmetros

O algoritmo genético começa com um conjunto de soluções num espaço de busca chamado população inicial. Esta, ajuda a gerar nova população usando operadores genéticos. As populações são avaliadas com aptidão e o processo repete-se até encontrar a solução ideal. O processo é repetido até que a condição de término seja verdadeira. A condição de término é um critério de convergência, pode ser o número máximo de gerações, o tempo decorrido, nenhuma melhora na função de aptidão dos cromossomos (Gnanaprasanambikai et al, 2017)

Pseudo Código Algoritmo Genético:

Begir

Initialize population with random chromosomes Evaluate each chromosome for fitness Repeat until termination condition is satisfied do

- 1. Select chromosomes
- 2. Recombine gene of chromosomes
- 3. Mutate resulting offspring
- 4. Select chromosomes for the next generation

Fnd

Início

Inicialize a População com cromossomos aleatórios Avalie a aptidão de cada cromossomo Repita até que a condição de término seja satisfeita

- 1. Selecione os cromossomos
- 2. Recombine o gene de cromossomos
- 3. Mude os descendentes Resultantes
- 4. Selecione os cromossomos da próxima geração

Fim

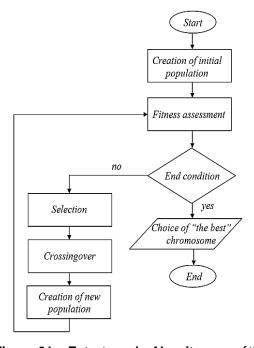


Figura 01 – Estrutura do Algoritmo genético

Função de avaliação (Fitness): Avalia os cromossomos em um espaço de busca por sua

aptidão. A função fitness é um tipo de medição de qualidade na seleção de cromossomos para reprodução (Gnanaprasanambikai et al, 2017).

Seleção (Reprodução): seleciona o cromossomo aleatoriamente para reprodução de acordo com o valor de aptidão. Quanto maior a aptidão, maior a chance do cromossomo correspondente ser selecionado. A seleção faz com que o algoritmo melhore a adequação da população ao longo das gerações sucessivas (de Jong, 1988).

Recombinação (Crossover): Os Cromossomos selecionados no processo são misturados e produzem novos cromossomos. Significa selecionar o gene dos cromossomos parentais e criar novos descendentes. O operador de reprodução seleciona um par de cromossomos e depois escolhe um ponto de cruzamento aleatoriamente. O gene do primeiro cromossomo é copiado antes do ponto de cruzamento e o gene do segundo cromossomo é copiado após o ponto de cruzamento. O novo cromossomo pode ser melhor se as melhores características dos cromossomos pai forem escolhidas (Gnanaprasanambikai et al, 2017).

Mutação: A mutação altera o gene dos novos cromossomos em cada posição no cromossomo. Mantém a diversidade genética da geração de cromossomos para a próxima. É usado para evitar a estagnação da geração (Xue and Tang, 2017).

Aceitação: Os novos cromossomos (filhos) na nova população.

Substituição: Última etapa do ciclo de reprodução. Substitui os novos cromossomos para posterior execução. Determina quais cromossomos da população atual permanecem e quais serão substituídos por novos cromossomos (Srinivas and Patnaik, 1994)

2.3. Seleção de Pessoal e a Técnica DISC

Para Leme (2007), DISC é uma ferramenta de avaliação comportamental, que utiliza de técnicas, que permitem identificar valores do candidato, possibilitando que ele seja comparado com os valores organizacionais.

É uma ferramenta de avaliação de personalidade para formar equipes: i) permite a extração da personalidade individual do trabalhador; ii) fornece informações sobre o efeito da personalidade na eficácia do trabalho em grupo, em vez de fornecer avaliações individuais; é relativamente fácil de implantar em um ambiente de equipe on-line (Dow, 2016).

Para Hedge (2015), o meio de analisar o profissional é através do teste DISC tem o objetivo de avaliar o comportamento das pessoas dado um certo ambiente, baseado nos estudos da teoria desenvolvida pelo psicólogo William Moulton Marston (2014). Define quatro traços básicos de comportamento DISC, como pode ser observado na figura 02:

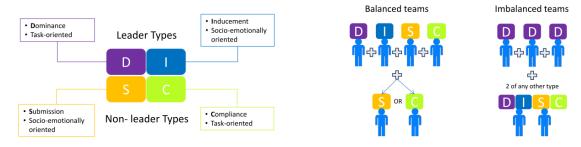


Figura 02: Teste de personalidade DISC (à esquerda) e formação de equipe baseada em DISC. Cada equipe é composta por cinco trabalhadores. Equipes balanceadas (no meio)

têm um líder por categoria (um tipo D e um tipo I). Equipes desequilibradas (à direita) têm pelo menos três líderes D. Fonte: (Dow, 2016)

- a) Dominance (em português, dominância): são analisados o controle, o poder e a assertividade.
- b) Influence (influência), se relaciona à comunicação e relação social.
- c) Steadiness (estabilidade ou concordância), análise da paciência e da persistência.
- d) Conscientiousness (conformidade), no qual são analisados os aspectos relativos à estrutura e à organização.

Consiste em 15 questões, sendo que cada questão possui quatro campos com descrição para o candidato atribuir um valor de 1 a 4, sendo o número 1 igual a "raramente" e a escala é gradativa até o número 4 que é igual a "maioria das vezes". O candidato deve ler as questões da esquerda para a direita e no final do processo, deve se somar os valores das colunas para preencher os totais e por fim somar todos os totais.

2.4 A IA e a Seleção de Times

Para Crivellaro (2018), no Brasil o movimento de utilizar ferramentas com IA para auxiliar no recrutamento de profissionais, ganha destaque para lidar com quantidade de candidatos e a assertividade para a vaga, em um estudo de 2018 no laboratório anglosueco chamado AstraZeneca, com mil e duzentos funcionários no país, o algoritmo de IA de reconhecimento facial foi utilizado para analisar os vídeos das entrevistas que foram realizadas remotamente. Durante o processo de análise, o algoritmo mapeou as emoções dos candidatos, e na segunda fase, enquanto os candidatos jogavam a IA analisava várias habilidades inclusive a capacidade de interação. Uma das participantes do experimento relata ter se sentido um pouco desconfortável no começo, mas depois ela se adaptou e começou a compreendeu os benefícios da ferramenta. A utilização desse tipo de ferramental pode ampliar o universo de candidatos, além de aumentar a produtividade da equipe de RH no processo de seleção e recrutamento.

3. Solução

Utilizou-se o Node-red para receber, processar e hospedar o algoritmo genético. Este simula a evolução genética através de mutações e análises até que a condição de parada seja satisfeita. As requisições e as trocas de mensagens utiliza o padrão Json (JavaScript Object Notation - Notação de Objetos JavaScript) é uma formatação leve de troca de dados. É fácil de ler e escrever - humano. Fácil de interpretar e gerar-máquinas. Baseia-se num subconjunto da linguagem de programação JavaScript, Estas propriedades fazem com que JSON seja um formato ideal de troca de dados (json.org, 2018).

A mensagem de requisição possui uma lista de resultados de entrevistas realizada com profissionais utilizando o questionário da técnica DISC, extraindo valores presentes na totalização nas colunas que serão tratados como parâmetros para o algoritmo genético, um número inteiro e positivo para o parâmetro *fitness*, o nome da pessoa, e o número identificador "id".

Para trinta e oito (38) gerações foram obtidos a seguinte relação de fitness de (10 em 10): 0 a 9 = 3; 10 a 19 = 1; 20 a 29 = 4; 30 a 39 = 4; 40 a 49 = 5; 50 a 59 = 5; 60 a 69 = 8; 70 a 79 = 7; 80 a 89 = 6; 90 a 100 = 7.

Há 20 candidatos com aptidão superior a 70 pontos, dentre 20, 13 candidatos possui

fitness superior a 80 pontos.

4. Conclusão

Numa empresa de desenvolvimento de software, entre funcionários de mesmo nível hierárquico, desenvolvedores para compor times de projetos ágeis, fez-se uma entrevista com 50 pessoas com intuito de simular um processo de seleção, obtendo de cada um os parâmetros para alimentar a solução.

Nos testes realizados, algoritmo conseguiu entregar resultados próximos ao ótimo dentro de um tempo satisfatório, após as sugestões do algoritmo consultou-se a equipe de Scrum master para realizar os testes de seleção de pessoas utilizando a solução, foi relatado que a solução cumpriu com o propósito de realizar uma boa seleção da equipe.

5. Limitações

A solução não resolve todos os problemas e não é adequada à todas organizações, por adotarem diferentes modelos de classificação de perfil, diferente do DISC, utilizado no trabalho. Empresas em que o gerente não tem o papel ou a autonomia de seleção de pessoas para o seu time, seria apenas um informativo para sugestionar perfis. Aumentando significativamente o número de gerações a solução tende a ficar lenta.

6. Trabalhos Futuros

O trabalho tem contribuições significativas e interdisciplinar tanto para contribuir para seleção de pessoas, quanto à inteligência computacional. Assim o trabalho pode ter continuidade aplicando outras técnicas de seleção diferentes do DISC, melhoria do algoritmo genético, ou outras técnicas de IA. Além de atribuir uma escalabilidade para solução com a utilização de um Banco de Dados NoSQL para realizar sucessivas mutações de perfis deixando-os "pronto" para o recrutador, além minimizar a queda na performance proporcionalmente ao aumento do número de gerações.

Referências

BARRETO, Ahilton Silva. APOIO À ALOCAÇÃO DE RECURSOS HUMANOS EM PROJETOS DE SOFTWARE: UMA ABORDAGEM BASEADA EM SATISFAÇÃO DE RESTRIÇÕES. 2005. 104 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Sistemas e Computação, Coppe, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Coppe, Rio de Janeiro, 2005. Disponível em: http://reuse.cos.ufrj.br/files/publicacoes/mestrado/Mes_AhiltonBarretol.pdf>. Acesso em: 14 fev. 2018.

Beasley, D., Bull, D. R. and Martin, R. R. 'An overview of genetic algorithms: Part 1, fundamentals', *University Computing*, 1993, 2(15), pp. 1–16. doi: 10.1017/CBO9781107415324.004.

Beasley, D., Bull, D. R. and Martin, R. R. 'An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics', *University Computing*, 1993, 15(4), pp. 1–15. Available at: http://citeseer.ist.psu.edu/16527.html.

BRANDÃO, João Baptista. Gestão Estratégica de Recursos Humanos. Rio de Janeiro: Editora da Fundação Getúlio Vargas, 2013. 188 p.

CHIAVENATO, Idalberto. Carreira e competência: você é aquilo que faz!: Como

completar e conduzir seu futuro profissional. 3. ed. Baurieri: Manoele, 2013. 225 p

CRIVELLARO, Débora. Como a inteligência artificial ajuda no recrutamento e na seleção. 2018. Disponível em: https://exame.abril.com.br/negocios/como-a-inteligencia-artificial-ajuda-no-recrutamento-e-na-selecao/. Acesso em: 18 mar. 2018.

Dow, S. P. 'Personality Matters: Balancing for Personality Types Leads to Better Outcomes for Crowd Teams', 2016, pp. 260–273.

Gnanaprasanambikai, L. and ... 'Survey of genetic algorithm effectiveness in intrusion detection', *Intelligent Computing and*, 2017, Available at: http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8321877/.

HEDGE, Jason. Training with DISC: 30 Games & Team Building Exercises to Lead your First or your 101st DISC Workshop. N/a: Focal Star Publishing, 2015. 194 p.

JSON.ORG. Disponível em: https://www.json.org/ Acesso em: 01 de set. de 2018.

Jong, K. 'Learning with Genetic Algorithms: An Overview', *Machine Learning*, 1988, 3(2), pp. 121–138. doi: 10.1023/A:1022606120092.

Larranaga, P. *et al.* 'Genetic Algorithms for the Travelling Salesman Problem: A Review of Representations and Operators', *Artificial Intelligence Review*, 1999, 13(2), pp. 129–170. doi: 10.1023/A:1006529012972.

LEME, Rogerio. Seleção E Entrevistas Por Competências Com Inventário Comportamental: Guia prático do processo de seleção para a redução de subjetividade e eficácia na seleção. São Paulo: Qualitymark, 2007. 176 p. (2ª Reimpressão).

LUGER, George F.. Inteligência Artificial. 6. ed. São Paulo: Person Education do Brasil Ltda, 2013. 616 p. Tradução Daniel Vieira.

OLIVEIRA, Elaine Aires de; VALE, Liliane do Nascimento. Análise e Simulação do Mecanismo de Alocação de Recursos Humanos em Sistemas de Workflow Combinado com Algoritmos de Controle de Acesso Baseado em Papéis. Aa, Catalão, v. 1, n. 1, p.1-8, nov. 2011. Disponível em: http://www.enacomp.com.br/2011/anais/trabalhos-aprovados/pdf/enacomp2011 submission 56.pdf>. Acesso em: 16 fev. 2018

Pandey, H. M. et al. 'Evaluation of genetic algorithm's selection methods', *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2016, 434. doi: 10.1007/978-81-322-2752-6_72.

Srinivas, M. and Patnaik, L. M. 'Genetic Algorithms: A Survey', *Computer*, 1994, 27(6), pp. 17–26. doi: 10.1109/2.294849.

Xue, X. and Tang, Z. 'An evolutionary algorithm based ontology matching system', 9(1), 2017 pp. 75–88. Available at: https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85019542136&partnerID=40&md5=9d2e0f6393440ad6d8616c61933658a7.