

ANÁLISE DE MODELOS DO CÔMPUTO DA PROFICIÊNCIA DO ALUNO EM TESTES ADAPTATIVOS INFORMATIZADOS

ANALYSIS OF PROFICIENCY EVALUATION MODELS IN COMPUTERIZED ADAPTIVE TESTS

Heitor Melo de Lucas Brandão¹, Leonardo Guerra de Rezende Guedes²

DOI: 10.37702/REE2236-0158.v39p261-268.2020

RESUMO

A evolução da Internet e sua adoção transformaram e continuam transformando cada vez mais o contexto humano, e a educação também está inserida nessa situação. Devido a isso, há ferramentas de apoio ao estudante, como sistemas avaliativos *on-line*. Apresentaremos neste trabalho os resultados da simulação de uma avaliação *on-line* feita por um aluno com dada proficiência, a fim de coletar todos os dados a respeito do seu desempenho – sua nota final –, utilizando a Teoria de Resposta ao Item em duas abordagens para cálculo da nota final. Uma primeira abordagem usando a questão subsequente a uma respondida de um nível de dificuldade superior ou inferior dependendo do acerto da questão anterior. E uma segunda abordagem usando a questão subsequente a uma respondida de um nível de dificuldade entre a anterior e a do limite máximo ou mínimo dependendo do acerto da questão anterior. Foram analisados resultados de simulação para diferentes tamanhos de provas e para diferentes proficiências dos respondentes simulados. Após análise multivariada de clusterização dos resultados por *K-means*, verifica-se que ambas as abordagens são subótimas para situações diferentes de tamanhos de prova na busca da nota final mais próxima da proficiência simulada.

Palavras-chave: modelo avaliativo; avaliação de proficiência; Teoria de Resposta ao Item; Testes Adaptativos Informatizados.

ABSTRACT

The evolution of the Internet and its adoption transformed and continuously transforming the human context, and education is thence also inserted in this situation. From this, there are student support tools like online evaluation systems. This paper presents results from an online evaluation of student proficiency, in order to collect all data and compute the student's performance – as their final grade – using the Item Response Theory. Two approaches to the final grade calculation were analyzed. The first approach, using a subsequent question of a higher or lower difficulty level, depending on the previous one. And a second, using a subsequent question of a difficulty level between the previous and the upper or lower minimum, depending on the previous occurrence. Simulation results were analyzed for different test sizes – different amount of questions - and for different skills of simulated respondents. After multivariate clustering analysis by *K-means*, it is verified that both approaches are suboptimal for different test size situations in the search for the final grade closest to the simulated original proficiency.

Keywords: evaluative model; proficiency assessment; Item Response Theory; Computerized Adaptive Testing.

¹ Pesquisador, Bolsista de Iniciação Científica, Graduando em Engenharia de Computação, Pontifícia Universidade Católica de Goiás (ECEC/PUC Goiás), heitormelo26@gmail.com

² Professor Titular, Doutor em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Goiás (EMC/UFG) e Pontifícia Universidade Católica de Goiás (ECEC/PUC Goiás), contato@leonardoguedes.com.br

INTRODUÇÃO

O processo de ensino-aprendizagem está sempre em passando por um procedimento de aperfeiçoamentos e melhorias. Por isso, faz -se necessário o uso de tecnologias que ofereçam suporte a essa modalidade. Nesse sentido o método avaliativo constitui um importante objeto de estudo. Portanto, convém testar exaustivamente, inclusive por simulação, modelos avaliativos com a finalidade de poder analisar empiricamente e estatisticamente se um método avaliativo informatizado é eficaz na determinação da proficiência de um aluno em determinada disciplina ou conteúdo, além de auxiliar no diagnóstico da aplicação das metodologias ativas no ensino (DE REZENDE GUEDES; CORDEIRO; FLEURY, 2015).

Walter et al. (2019), ao avaliarem a proficiência dos alunos de Engenharia de Produção no Enade de 2014, postulam que são indispensáveis as pesquisas que estudem a qualidade da avaliação no ensino, uma vez que a avaliação educacional é de suma importância.

A aplicação de testes informatizados permite avaliar não somente a sua proficiência, mas a representação psicossocial dos alunos nas dimensões do trabalho em equipe, do aspecto multidisciplinar da prova, do aprendizado e da liderança em trabalhos em grupo (DE REZENDE GUEDES; DOS SANTOS, 2019).

Este trabalho se propõe a avaliar, por meio de um algoritmo de simulação de um teste, a eficácia de duas abordagens, utilizando a Teoria de Resposta ao Item para o cômputo da nota final de testes avaliativos na forma de Testes Adaptativos Informatizados. Para determinação da eficácia da abordagem para fins comparativos busca-se nas simulações a mediana dos níveis de dificuldade das questões cuja resposta foi simulada, comparando-a com o nível de proficiência do aluno na disciplina que foi simulado.

A Teoria de Resposta ao Item (TRI) consiste em um modelo avaliativo cujo objetivo é avaliar o desempenho do aluno mediante a relação entre a probabilidade deste acertar um item a partir da sua habilidade, permitindo, assim, uma avaliação personalizada e não generalista como a adotada convencionalmente. Esta teoria de teste computa os acertos por um

modelo logístico unidimensional de três parâmetros, considerando parâmetros de discriminação, dificuldade e acerto casual, que geram gráficos de curva característica do item e curva de informação do item (FERREIRA, 2018).

A TRI torna a avaliação mais congruente com o aluno, posto que esta irá analisar o quão difícil (probabilidade de acertar) é a questão a ser feita pelo sujeito avaliado, utilizando como parâmetro a sua habilidade e a dificuldade da questão, sendo essa a base do modelo usado pelo algoritmo e proposto pelo matemático dinamarquês Georg Rasch pela fórmula descrita a seguir:

$$P_i(\theta) = \frac{1}{1 + \exp^{-1(\theta - b_i)}}$$

Em que:

- $P_i(\theta)$ é a probabilidade de um aluno com proficiência θ responder a um item i corretamente;
- b_i é o índice de dificuldade do item;
- os valores de θ e b_i contemplam o domínio entre -2.0 e +2.0, com os níveis de dificuldade e habilidade crescentes.

Existem dois modelos propostos por Santos e De Rezende Guedes (2005) para avaliação informatizada, os quais se diferem na maneira de selecionar o próximo item a ser feito pelo aluno e ambos propõem a ideia de tornar a avaliação intrínseca ao desempenho do aluno em questões de certo nível de dificuldade.

METODOLOGIA

Para a simulação do teste adaptativo nas duas abordagens, foram desenvolvidas três versões de algoritmo – uma evolução um do outro. Todas as versões possuem a mesma estrutura lógica básica, aperfeiçoando-se apenas funcionalidades do método de ordenação da busca aleatória, para o *Bubble Sort*, para o *Quick*, sendo que todos foram implementados na linguagem C++.

A primeira versão do algoritmo disponibiliza uma simulação de duas provas – uma da Abordagem I e outra da Abordagem II –, com a quantidade de questões determinadas em tempo de execução e com o objetivo de testar a busca pelas questões do nível adequado

a partir do cálculo do nível da questão a ser buscada correspondente a cada modalidade. Assim, o algoritmo apenas simula a prova adotando chance de 50% para qualquer questão, independentemente da habilidade do aluno e do nível das questões; ou seja, o objetivo é simular se o algoritmo busca corretamente as questões de nível apropriado.

Abordagem Avaliativa I

Nesta primeira abordagem, há um banco de itens previamente cadastrado, no qual há questões de vários níveis de dificuldade, variando de zero (0) a dez (10). As questões próximas de zero (0) são consideradas fáceis e as questões próximas de dez (10) consideradas difíceis. Os níveis dessas questões são cadastrados inicialmente por um professor.

Inicialmente, o avaliado começa fazendo um item de nível 5 e, quando ele acerta, a próxima questão terá um nível a mais de dificuldade; quando erra, a próxima questão diminui em um o nível de dificuldade. Assim, o sistema sempre estará buscando desafiar o aluno até encontrar o nível de dificuldade mais apto para o estudante fazer a prova e, a partir disso, concluir sobre o rendimento dele na avaliação.

Por exemplo, um aluno inicia o teste com nível 5, ele acerta duas questões consecutivas (a inicial e a do nível 6, disponibilizada após o acerto da questão de nível 5), dessa forma, será contemplado com uma questão de dificuldade 7. Caso erre, ele retornará a uma questão de nível 6.

Portanto, percebe-se que essa abordagem busca a mediana do nível das questões feitas pelo aluno de modo incremental; devido a isso, independente da ordem em que o aluno acertou 'x' itens e errou 'y', o último nível dele será de: $5+(x-y)$, impossibilitando, assim, *outliers*, ao se analisar somente o nível da última questão, e permitindo, portanto, a utilização do último nível feito pelo aluno para um outra análise.

Abordagem Avaliativa II

Nesta abordagem, assim como na Abordagem I, há um conjunto de questões cadastradas com as dificuldades variando da mesma forma como no primeiro modelo e, novamente, a avaliação se inicia no nível 5.

Não obstante, o processo de transição do nível de uma questão a outra é diferente, pois nesta abordagem, além de importar o nível da questão anterior, importa se o aluno acertou ou não a atual.

Desse modo, sempre que o aluno acertar uma questão, independentemente de se ele acertou ou não a anterior, o nível da próxima questão será dado por:

$$n_{novo} = \frac{n_{atual} + n_{máx}}{2}$$

Caso o aluno responda incorretamente uma questão, mas tenha acertado a anterior, o nível da próxima questão será dado por:

$$n_{novo} = \frac{n_{atual} + n_{anterior}}{2}$$

Enquanto se o aluno errar duas vezes consecutivas, o nível da próxima questão será:

$$n_{novo} = \frac{n_{atual} + n_{mín}}{2}$$

Por exemplo, o aluno inicia a prova no nível 5 e acerta essa questão; logo, pela primeira regra, ele fará uma questão de nível 7,5, mas, uma vez que se trabalha com valores inteiros, arredonda-se para cima (nível 8). Posteriormente, se esse aluno erra a questão de nível 8 – acarretando a primeira regra de erro – faz-se a média entre o nível atual (8) e o nível da questão anterior (5), que resulta em 6,5; no entanto, quando o aluno erra arredonda-se para baixo, logo, a próxima questão seria de nível 6. Se ele errar novamente, será o caso da segunda regra de erro: faz-se a média entre o nível atual (6) e o nível mínimo (0); logo, a questão seguinte seria de nível 3.

Desenvolvimento do algoritmo

O algoritmo usa um sistema de busca aleatória: quando durante a avaliação calcula-se que a próxima questão deve ser do nível x de dificuldade, é sorteada, entre as questões de nível x que não foram mobilizadas, uma para ser usada no teste. Entretanto, essa operação

consome bastante tempo, posto que a função que gera número aleatório provoca muitos números repetidos.

A segunda versão do algoritmo tem como objetivo tornar a função de busca mais eficiente e implementar uma nova funcionalidade: calcular a mediana dos níveis feitos pelo aluno. Dessa forma, a fim de resolver o problema do tempo excessivo empregado pela função de busca de itens, implementou-se nessa função uma condição de buscar uma questão adequada (do nível correspondente e que não foi usada no teste) sequencialmente caso a função aleatória não encontre uma nova questão não usada depois de $N/4$ vezes, sendo N o número de questões daquele nível.

A nova funcionalidade foi implementada mediante o armazenamento dos níveis das questões em tempo de execução e, posteriormente, ordenou-se esses níveis por meio do método *Bubble Sort*. Contudo, este também tornava o algoritmo mais lento devido a sua complexidade, fazendo o tempo de execução se prolongar.

A versão final do algoritmo teve como objetivo otimizar o tempo de execução e também implementar uma nova funcionalidade capaz de determinar a quantidade de questões de calibragem, isto é, a quantidade de questões que poderiam ser desconsideradas sem alterar a mediana, lembrando-se de que o princípio do algoritmo é ter a mediana dos níveis semelhante ao nível de proficiência do aluno, o qual é fornecido inicialmente no programa.

Assim, a fim de tornar a execução mais eficiente e gastar menos tempo, foi trocado o método de ordenação do *Bubble Sort* para o *Quick Sort*. Enquanto para tornar a avaliação congruente com a TRI, a probabilidade do aluno acertar o item é dada pela habilidade do aluno (fornecida inicialmente na execução do programa) e pelo nível de dificuldade da questão, sendo que a proficiência e o nível de dificuldade das questões são convertidos para o domínio destes na fórmula de Georg Rasch mediante o cálculo:

$$X = \left(\frac{x}{2.5} - 2 \right)$$

Em que:

- X é a proficiência θ ou o nível da questão em um domínio de -2 a +2;

- X é a proficiência θ ou o nível da questão em um domínio de 0 a 10.

O algoritmo decide se o aluno acerta ou não as questões ao calcular a probabilidade de o aluno acertar mediante a fórmula de Georg Rasch e pelo seguinte processo: seja $P(x)$ a chance de acertar uma questão, sorteia-se um número entre 0 e 1; se o número sorteado for maior que $(1-P(x))$, determina-se que o aluno acertou a questão, caso contrário ele errou.

Pseudocódigo

```

Main() {
    TAM=Nº Questões;
    Habilidade = Nº Proficiência;
    Mat[TAM][11] = AlocaMatriz();
    vetModelo1[TAM] = AlocaVetor();
    vetModelo2[TAM] = AlocaVetor();
    mediaMediana1[TAM] = AlocaVetor();
    mediaMediana2[TAM] = AlocaVetor();
    mediaCalibragem1[TAM] = AlocaVetor();
    mediaCalibragem2[TAM] = AlocaVetor()
    vetModelo1 = modeloUm(mat,habilidade,TAM); //
executa a Abordagem I e retorna um vetor com os níveis
feitos
    vetAux1 = vetModelo1; // vetor auxiliar para salvar a
sequência de níveis feitos.
    zera_controle_questões();
    vetModelo2 = modeloDois(mat,habilidade,TAM);
executa a Abordagem II e retorna um vetor com os níveis
feitos
    vetAux2 = vetModelo1;
    ordena_vetor(vetModelo1); // ordena os níveis em
ordem crescente
    ordena_vetor(vetModelo2);
    Mediana1 = calcular_Mediana(vetModelo1);
    Mediana2 = calcular_Mediana(vetModelo2);
    Calibragem1 = calcular_Calibragem(vetAux1);
    Calibragem2 = calcular_Calibragem(vetAux2);
    mostrarResultados();
    int* modeloUm (mat[TAM][11],habilidade,TAM) {
    vet[TAM] = alocaVetor();
    nível = 5;
    contador = 0;
    para 0 até TAM {
        vet[] = nível; //armazena os níveis feitos
        enquanto(1){
            aleatório = sorteia()%TAM // sorteia número entre
0 e TAM
            contador++; // conta quantas vezes procurou uma
questão por mat [aleatorio] [nível]
            se(contador==TAM/4){
                enquanto(1){
                    questão=busca sequencial(mat[][nível]); //
busca questão na coluna do nível indicado
                    se(questão.controle==0) quebra; }
                    se(questão.controle==0) quebra; }
            }
    }
}

```

```

probAcerto=probabilidade_Acerto(habilidade,nivel);
probErro=1-probAcerto;
se (acerto<=probErro) acerto=0; // errou a questão
senão acerto=1; // acertou a questão
mat[aleatorio][nivel].controle=1;
se(acerto){
  se(nivel<10) nivel++;
  senão{
    se(nivel>0) nivel--; }
return vet;}
int* modeloDois (mat[TAM][11],habilidade,TAM) {
  vet[TAM] = alocaVetor();
  nível = 5;
  contador = 0;
  para 0 até TAM {
    vet[] = nível; //armazena os níveis feitos
    enquanto(1){
      aleatório = sorteia()%TAM // sorteia número
entre 0 e TAM
      contador++; // conta quantas vezes procurou uma
questão por mat [aleatorio] [nível]
      se(contador==TAM/4){
        enquanto(1){
          questão=busca_sequencial(mat[][nivel]); //
busca questão na coluna do nível
          se(questão.controle==0) quebra; }
          se(questão.controle==0) quebra; }
}
}
probAcerto=probabilidade_Acerto(habilidade,nivel);
probErro=1-probAcerto;
se (acerto<=probErro) acerto=0; // errou a questão

senão acerto=1; // acertou a questão
mat[aleatorio][nivel].controle=1;
se(acerto){
  se (nivel==9){
    nivelAnterior=9;// guarda o nível anterior
    anterior=1; //acertou a última questão
    nivel=10;}
  senão{
    anterior=1;
    nivelAnterior=nivel;
    aux=((float)nivel+10)/2;
    nivel=ceil(aux); // arredonda para cima } }
senão { // errou a questão
  se (i==0){ // primeira questão
    aux=(nivel+nivelAnterior)/2;
    nivel=floor(aux); // arredonda para baixo
    nivelAnterior=5;}
  senão{
    se (nivel==1){
      nivel=0;
      nivelAnterior=1;}
    senão{
      se (anterior){// acertou a última
        aux=((float)nivel+(float)nivelAnterior)/2;

        nivelAnterior=nivel;
        nivel=floor(aux);}
      senão{
        nivelAnterior=nivel;

```

```

    aux=(float)nivel/2;
    nivel=floor(aux);} }
    anterior=0;} }
return vet;}

```

ANÁLISE E RESULTADOS

Os testes foram feitos simulando 20 provas consecutivas de cada habilidade ([0], [3], [5], [6], [7], [8], [9] e [10]), para cada tamanho de prova com 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35 e 40 questões, tornando-se possível obter algumas conclusões em relação às duas modalidades de prova.

A calibração do algoritmo foi realizada obtendo-se a quantidade de questões iniciais que poderiam ser desconsideradas sem alterar a mediana dos níveis do aluno, contribuindo, assim, para uma avaliação que encontra o nível do aluno mais rapidamente.

Os dados das medianas e suas médias finalmente são tratados por meio da técnica de Clusterização *k-means*, que consiste em fixar *k* centroides de forma aleatória, um para cada grupo, associando cada Comarca ao seu centroide mais próximo. Portanto, seu objetivo no presente estudo é classificar e agrupar as quantidades e questões em dois *clusters* distintos, de acordo com as características das medianas calculadas pelo algoritmo.

Sobre a classificação em *clusters*, Cassiano (2014) complementa que:

[...] elementos que componham um mesmo *cluster* devem apresentar alta similaridade, mas devem ser muito dissimilares de objetos de outros *clusters*. Em outras palavras, toda clusterização é feita com objetivo de maximizar a homogeneidade dentro de cada *cluster* e maximizar a heterogeneidade entre os *clusters*. (CASSIANO, 2014, p. 59)

Assim, as provas de um mesmo *cluster* tendem a ser semelhantes entre si, porém, são diferentes de outras que compõem os demais *clusters*.

Na Tabela 1 a seguir são apresentadas as médias das medianas obtidas quando um aluno de habilidade fornecida pelas linhas da tabela fez uma prova de tamanho dado pelas colunas, sendo aplicada sobre estas a Abordagem I.

Tabela 1 – Média das medianas pela Abordagem I

Habilidades (0 a 10)	Quantidade de Questões (tamanho da prova)						
	10	15	20	25	30	35	40
0	2	1	1	1	1	1	1
3	3	5	3	3	2	3	2
5	3	4	4	5	4	4	4
6	5	6	4	5	5	5	5
7	5	6	6	6	6	8	6
8	6	6	7	6	7	6	7
9	7	7	7	8	7	6	7
10	6	7	8	8	8	8	8

Fonte: elaborada pelos autores.

Na Tabela 2 são apresentadas as médias das calibrações obtidas quando um aluno de habilidade fornecida pelas linhas da tabela fez uma prova de tamanho dado pelas colunas, sendo aplicada sobre estas a Abordagem I.

Tabela 2 – Média das calibrações pela Abordagem I

Habilidades (0 a 10)	Quantidade de Questões (tamanho da prova)						
	10	15	20	25	30	35	40
0	0	1	1	2	2	2	3
3	2	0	1	3	2	3	2
5	1	1	1	2	2	3	2
6	0	2	1	2	2	3	3
7	0	1	1	3	2	5	2
8	1	3	1	2	1	3	3
9	0	1	1	1	2	3	3
10	0	2	1	2	1	3	3

Fonte: elaborada pelos autores.

Após a simulação para a Abordagem I, foi aplicada a técnica de clusterização por *k-means* que dividiu os resultados em dois *clusters* de resultados conforme a Tabela 3.

Tabela 3 – Análise da Abordagem 1 por *k-means*

Média das Medianas			Média das Calibrações	
Item	Cluster		Item	Cluster
10	1	10	1	
15		15		
20		20		
25	2	25	2	
30		30		
35		35		
40		40		
40		40		

Fonte: elaborada pelos autores.

Verifica-se que a Abordagem II produz melhores resultados a partir de 25 questões avaliadas. Na Tabela 4 são apresentadas as

médias das medianas com a Abordagem II sobre as questões.

Tabela 4 – Média das medianas pela Abordagem II

Habilidades (0 a 10)	Quantidade de Questões (tamanho da prova)						
	10	15	20	25	30	35	40
0	2	2	2	2	2	2	2
3	4	5	4	4	4	4	4
5	4	5	5	6	5	6	6
6	6	6	6	6	6	6	6
7	6	7	7	7	7	8	7
8	7	7	7	7	8	6	7
9	7	8	8	8	8	7	8
10	7	8	9	9	8	8	8

Fonte: elaborada pelos autores.

Na Tabela 5 são apresentadas as calibrações, mas neste teste aplicou-se a Abordagem II sobre as questões.

Tabela 5 – Média das calibrações pela Abordagem II

Habilidades	Tamanho da prova						
	10	15	20	25	30	35	40
0	0	0	0	1	1	1	2
3	0	0	0	1	0	1	1
5	0	0	1	1	0	2	1
6	0	1	0	2	1	2	1
7	0	1	1	2	1	3	1
8	0	1	1	1	2	3	2
9	0	1	1	3	2	1	2
10	0	1	2	3	3	4	3

Fonte: elaborada pelos autores.

Após a simulação para a Abordagem II, foi aplicada a técnica de clusterização por *k-means* que dividiu os resultados em dois *clusters* de resultados conforme a Tabela 6:

Tabela 6 – Análise da Abordagem 1 por *k-means*

Média das Medianas			Média das Calibrações	
Item	Cluster		Item	Cluster
10	1	10	1	
15		15		
30		20		
35	2	25	2	
40		30		
20		35		
20		40		
20		40		

Fonte: elaborada pelos autores.

Por intermédio das simulações representadas nas Tabelas 1, 2, 4 e 5 e pelas clusterizações nas Tabelas 3 e 6, observamos alguns pontos.

A Abordagem II, em 65% dos casos, ofereceu ao aluno uma mediana de seus níveis maior do que da Abordagem I, o contrário ocorreu 0% das vezes e em 35% tiveram a mesma mediana.

A Abordagem II, em 56% dos casos, teve a mediana com valores mais próximos da proficiência dada, enquanto a Abordagem I teve 15% dos casos com valores mais próximos e, conseqüentemente, 29% foram próximos da mesma forma.

A Abordagem I teve 56% dos casos com calibragem maior que a da Abordagem II enquanto a Abordagem I conseguia uma maior calibragem em 9% dos casos e, conseqüentemente, a calibragem foi a mesma para 35% dos casos. Isso foi confirmado pela clusterização de muitos tamanhos de prova em um mesmo *cluster* (somente a menor prova ficou em um *cluster* isolado).

CONCLUSÃO

Destarte, observa-se que o algoritmo consegue simular adequadamente ambas as modalidades de prova e ser congruente com o proposto na TRI. Dessa forma, é possível que um profissional da educação utilize o algoritmo para compreender como funcionaria uma certa condição de uma prova a ser aplicada, a fim de averiguar se é o contexto mais adequado para aplicar tal avaliação, e também para descobrir o número ideal de questões de calibração, para tornar a prova mais objetiva e eficaz.

Observa-se que a Abordagem II produz resultados maiores de mediana que a Abordagem I, por isso, mediante as simulações, pode-se concluir que para avaliar os alunos com questões mais difíceis ou para ter uma prova mais congruente com um aluno de nível de habilidade alto convém se utilizar a Abordagem II.

A Abordagem II também se mostrou mais precisa quanto aos valores das medianas serem próximos do nível de habilidade do aluno.

Por sua vez, a Abordagem I mostrou-se mais adequada para provas mais curtas, pois ela necessita de menos questões para se chegar na mediana a ser desenvolvida, visto que ela permite mais questões de calibração, ou seja,

pode-se retirar mais questões da avaliação sem prejudicar a mediana dos níveis das questões.

Sugere-se, para próximos trabalhos deste grupo de pesquisa, a aplicação real do teste informatizado em mais de uma turma de alunos de uma mesma disciplina para caibramento e aferição de proficiência, utilizando ambas as abordagens, com o objetivo de validar o que foi aqui postulado.

REFERÊNCIAS

- CASSIANO, K. M. **Análise de séries temporais usando análise espectral singular (SSA) e clusterização de suas componentes baseada em densidade**. 2014. Tese (Doutorado) – Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2014.
- DE REZENDE GUEDES, L. G.; CORDEIRO, A. M.; FLEURY, N. B. Um método para o diagnóstico das habilidades gerenciais de egressos em engenharia como subsídio ao aperfeiçoamento de projetos pedagógicos no escopo da gestão: um estudo de caso. **International Journal on Alive Engineering Education**, v.2, n. 2, p. 71-83, 2015.
- DE REZENDE GUEDES, L. G.; DOS SANTOS, J. P. A. Diagnóstico e avaliação da aplicação de metodologias ativas nos cursos de engenharia da Pontifícia Universidade Católica de Goiás e da Universidade Federal de Goiás/Diagnosis and evaluation of active methodologies application at the pontifical catholic university of Goiás and the Federal university of Goiás' Engineering Courses. **Brazilian Journal of Development**, v. 5, n. 9, p. 16897-16910, 2019.
- FERREIRA, E. A. **Teoria de Resposta ao Item – TRI: análise de algumas questões do ENEM: habilidades 24 a 30**. 2018. Dissertação (Mestrado Profissional em Matemática) – Universidade Federal da Grande Dourados, 2018.
- SANTOS, F. D.; DE REZENDE GUEDES, L. G. Testes Adaptativos Informatizados baseados em teoria de resposta ao item utilizados em ambientes virtuais de aprendizagem. **Renote - Revista Novas Tecnologias na Educação**, v. 3, n. 2, 2005.

WALTER, O. M. F. C. et al. Avaliação da proficiência dos alunos de Engenharia de Produção do Enade/2014 por meio da Teoria

da Resposta ao Item. **Revista de Ensino de Engenharia**, v. 38, n. 2, p. 35-47, 2019.

DADOS BIOGRÁFICOS DOS AUTORES



Heitor Melo de Lucas Brandão – Pesquisador. Bolsista de Iniciação Científica na Escola de Ciência Exatas e de Computação da Pontifícia Universidade Católica de Goiás.



Leonardo Guerra de Rezende Guedes – Engenheiro Eletricista pela Universidade Federal de Goiás (1992). Doutor e Mestre em Engenharia Elétrica e de Computação pela UNICAMP (1994, 1996). Pós-Doutorado na Ryukoku University em Gestão Industrial (1997). É Professor Titular da Universidade Federal de Goiás, Professor Titular da PUC-Goiás. Professor do Mestrado em Planejamento e Desenvolvimento Territorial da Escola de Negócios da PUC Goiás. Possui MBA em Administração de Empresas (SENAC-SP), MBA em Marketing (SENAC-SP), Especialização em Política e Estratégia (UEG), Especialização em Empreendedorismo (UFSC). Coordena os Projetos de Pesquisa: (i) "Repositório Sistematizado de Conhecimentos em Gestão Tecnológica", (ii) "Maturidade Organizacional no Ambiente de Pesquisa e Desenvolvimento em Engenharia" e (iii) "Diagnóstico e Avaliação da Aplicação de Metodologias Ativas nas Engenharias". Coordenador do Curso de Especialização em Engenharia de Potência do Instituto Brasil Pós. É Consultor Ad-Hoc da CAPES e CNPq. Membro das sociedades Científicas: IEEE, SBMO, SBRT e SBC. Possui experiência na área de Gestão, com ênfase em Planejamento e Gerenciamento de Processos Produtivos e Projetos de Tecnologia, atuando principalmente nos seguintes temas: planejamento e gestão industrial, computação aplicada e sistemas de informação e comunicação. Atuações de destaque: Diretor-Superintendente do SEBRAE-GO; Presidente da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Goiás - FAPEG; Vice-Presidente do Conselho Regional de Engenharia, Arquitetura e Agronomia - CREA-GO; Diretor Executivo da Fundação Aroeira (PUC Goiás); Diretor da Associação Comercial e Industrial e de Serviços de Goiás; Presidente da Associação Brasileira de Engenheiros Eletricistas - Sessão Goiás - ABEE-GO; Diretor Técnico da Companhia Municipal de Processamento de Dados de Goiânia (atual Secretaria de Ciência e Tecnologia), Membro da Comissão Brasileira de Comunicações da ANATEL, no Grupo de Administração do Espectro Radioelétrico e Propagação e Sub Grupo Ad-Hoc de Propagação; Membro do Conselho Diretor da Rede Centro Oeste de Pós-Graduação, Pesquisa e Inovação - PRÓ-CENTRO OESTE (Portaria Interministerial MCT-MEC 1.038/2009).