

Uma Proposta Para Melhoria da Previsibilidade de Custo de Projetos de Software Utilizando Dados Históricos de Custo, a Técnica de Gerenciamento de Valor Agregado – GVA e o algoritmo *Random Tree*

A Proposal For improving the Predictability of Cost of Software Projects Using Historical Cost Data, the technique Earned Value Management - EVM and the algorithm Random Tree

A. C. S. Fernandes
Universidade Federal de
Itajubá
Itajubá, Minas Gerais
anafernandes.ti@gmail.com

Adler D. de Souza
Universidade Federal de
Itajubá
Itajubá, Minas Gerais
adlerunifei@gmail.com

Gabriel Gomes
Universidade Federal de
Itajubá
Itajubá, Minas Gerais
gabrielgomesch@gmail.com

Isabela N. Drummond
Universidade Federal de
Itajubá
Itajubá, Minas Gerais
isadrummond@unifei.edu.br

Matheus Oliveira
Universidade Federal de
Itajubá
Itajubá, Minas Gerais
bmathshenry@hotmail.com

R. M. D. Frinhani
Universidade Federal de
Itajubá
Itajubá, Minas Gerais
frinhani@unifei.edu.br

RESUMO

O presente trabalho faz uma proposta que combina a técnica de GVA com dados históricos [6] e a utilização da *Random Tree* com o objetivo de melhorar a previsibilidade dos custos dos projetos, através de um estudo que utilizou 23 projetos de uma fábrica de softwares. Para provar que a técnica proposta era mais precisa que a técnica tradicional, foram realizados testes de hipóteses com 95% de significância.

Palavras-Chave

Random Tree, Gestão de Valor Agregado, Índice de Desempenho de Custo

ABSTRACT

The present work makes a proposal that combines a GVA technique with historical data [6] and a use of Random Tree with the objective of improving the predictability of the costs of the projects, through a study that uses 23 projects of a software factory. For the proposed technique to have more efficiency than the traditional technique, the hypothesis tests with 95 % significance.

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. To copy otherwise, or republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee.

SBSI 2017 June 5th – 8th, 2017, Lavras, Minas Gerais, Brazil
Copyright SBC 2017.

CCS Concepts

•Management of computing and information systems → Project management techniques; •Computing methodologies → Classification and regression trees;

Keywords

Random Tree, Earned Value Management, Cost Performance Index

1. INTRODUÇÃO

Atualmente o *Project Management Institute - PMI* estima que aproximadamente 25% do PIB mundial é gasto em projetos e que cerca de 16,5 milhões de profissionais estão envolvidos diretamente em gerência de projetos no mundo. Esse volume de projetos e as mudanças no cenário mundial, cada vez mais competitivo, geram a necessidade de resultados mais rápidos, com maior qualidade, menores custos e menores prazos [16].

Para avaliar se um projeto atingirá ou não os seus objetivos de prazo e de custo, diversas medidas são coletadas durante a sua execução, e diversos indicadores de desempenho são produzidos e analisados periodicamente. Quando desvios acima dos toleráveis são encontrados em algum indicador de desempenho, ações corretivas são executadas a fim de melhorá-los. Dentre as principais técnicas para análise de desempenho de custo e de prazo, o Gerenciamento de Valor Agregado – GVA, é considerada a mais confiável [13].

O GVA é uma técnica que integra dados de escopo, de tempo e de custo para medir o desempenho de projetos e prever seu custo e prazo final, com base no desempenho atual da equipe. A técnica ganhou grande importância quando, em 1967, o *Department of Defense – DoD*, dos Estados Uni-

dos, passou a exigir sua utilização como meio para controlar os custos dos projetos contratados [20]. Várias fórmulas derivadas de medidas da GVA estão disponíveis e têm sido estudadas nos últimos 15 anos [13].

Entretanto, os métodos de gerência tradicional que incluem análises de medidas e a comparação destas, em um determinado ponto do projeto, com os valores que foram planejados para aquele momento, não são suficientes para determinar o desempenho de execuções anteriores dos processos ou para prever o desempenho dos processos nos projetos correntes e futuros.

Particularmente em Engenharia de Software, alguns modelos de referência, tais como *Capability Maturity Model Integration - CMMI-Dev* [17] e *Melhoria de Processos do Software Brasileiro - MR MPS.Br* [4], exigem a coleta de medidas e o desenvolvimento de indicadores de desempenho dos processos mais importantes para o alcance dos objetivos de negócio da organização.

Pelo fato de pesquisas que unem a área de Engenharia de Software com a Inteligência Artificial serem escassas, uma maior exploração nessa área multidisciplinar pode ser interessante.

Esse trabalho tem como principal objetivo uma melhoria na técnica de GVA, através de uma medida que integre dados históricos de desempenho (diversas medidas e indicadores), proposta por [6] e o algoritmo de classificação *Random Tree*, de modo que a técnica proposta possa ser utilizada como um modelo de desempenho para prever o custo de projetos de software, com base no desempenho atual da equipe e em dados históricos de alguns processos. A proposta multidisciplinar, envolve o emprego de uma árvore de decisão, mais precisamente o modelo de classificação *Random Tree* para geração das regras que definem os IDC'_{sAcum} que serão utilizados para o cálculo do IDC de um novo projeto.

Este trabalho está organizado da seguinte maneira: na seção 2 é apresentada uma descrição detalhada da técnica GVA. Na seção 3 é descrito o problema. A seção 4 apresenta a proposta de melhoria da técnica utilizando o cálculo de dados históricos e o modelo de classificação *Random Tree*.

2. GERENCIAMENTO DE VALOR AGREGADO (GVA)

A técnica de GVA permite o cálculo de variações e índices de desempenho de custo e de prazo, que geram previsões para o projeto, dado o seu desempenho até o momento, tornando possível a execução de ações que visem corrigir eventuais desvios [2]. Isso permite que o gerente e a equipe de projeto ajuste suas estratégias, faça balanceamentos com base nos objetivos, no desempenho atual do projeto, em tendências, bem como no ambiente no qual o projeto está sendo conduzido [3].

Segundo [15], o GVA tem um papel crucial no sucesso dos projetos, respondendo a questões gerenciais que são consideradas críticas, tais como: i) quanto eficientemente estamos usando nosso tempo?; ii) quando o projeto provavelmente será finalizado?; iii) quanto eficientemente estamos usando nossos recursos?; iv) quanto acima ou abaixo do orçamento estaremos no final do projeto, dada a produtividade atual da equipe?

O GVA baseia-se em três medidas básicas, as quais são derivadas para gerar outras medidas e indicadores de desempenho. Essas medidas básicas são: i) Valor Planejado

– VP_{Acum} : que representa os custos planejados acumulados até uma determinada data, ii) Valor Agregado – VA_{Acum} : que representa o custo orçado do trabalho realizado até uma determinada data, e iii) Custo Real – CR_{Acum} : que representa o custo real do trabalho realizado, até uma determinada data [15].

As medidas básicas discutidas não permitem realizar previsões de custo e de prazo para concluir o projeto, e responder às questões apresentadas anteriormente. Para tal é necessário gerar os indicadores de desempenho, dentre os quais os mais utilizados são o Indicador de Desempenho de Prazo – IDP_{Acum} e o Indicador de Desempenho de Custo – IDC_{Acum} .

O IDP é um indicador do progresso alcançado comparado ao progresso planejado de um projeto [16]. Mostra o quão eficientemente a equipe de projeto está usando o seu tempo [2], e é calculado por:

$$IDP_{Acum} = \frac{VA_{Acum}}{VA_{Acum}}, (1)$$

O IDC é uma medida do valor do trabalho executado comparado ao custo real ou progresso feito no projeto [16]. Mostra o quão eficientemente a equipe de projeto está usando seus recursos [15], é calculado por:

$$IDC_{Acum} = \frac{VA_{Acum}}{CR_{Acum}}, (2)$$

O IDC_{Acum} é considerado o indicador mais crítico do GVA, porque mede a eficiência de custos do trabalho executado [16]. Conforme o projeto progride, a equipe de projeto pode elaborar uma previsão para a Estimativa No Término – ENT, que pode ser diferente do Orçamento No Término – ONT, com base no desempenho do projeto [16]. A ENT fornece a estimativa final de custo e é dada pela equação abaixo (quando a premissa é que o desempenho de custo permanecerá o mesmo):

$$ENT = \frac{ONT}{IDC_{Acum}}, (3)$$

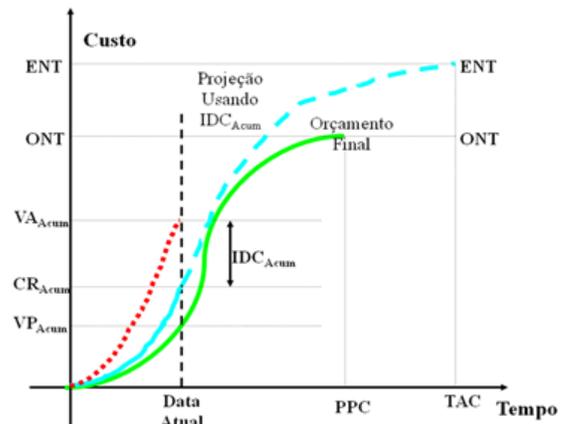


Figura 1: Medidas e indicadores de desempenho
Fonte: [15] e [16]

A Figura 1 ilustra as medidas e indicadores discutidos, bem como as projeções que podem ser realizadas a partir dos indicadores apresentados e a tabela 1 ilustra os demais componentes da técnica de análise de valor agregado que não foram discutidos e/ou que não serão utilizados no contexto desse trabalho, mas que são importantes para o seu entendimento.

Tabela 1: Justificativa para a instabilidade do IDC_{Acum}

Equação	Definição
$ONT = \Sigma VP$	Orçamento no Término representa a linha base de custo do projeto.
PPC	Prazo para completar, representa a projeção de prazo, calculado a partir do IDP.
$EPPC = PPC / IDP_{Acum}$	Estimativa de Prazo para Completar, representa a projeção de prazo, calculado a partir do IDP.
$ENT = CR_{Acum} + ONT - VA_{Acum}$	Quando a premissa é que o IDC_{Acum} será igual a 1.
$ENT = CR_{Acum} + [(ONT - VA) / (IDC_{Acum} * IDP_{Acum})]$	Quando deseja-se considerar ambos os indicadores IDC_{Acum} e IDP_{Acum} .

3. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

A técnica de GVA faz uso do IDC_{Acum} para realizar projeções de custos no término do projeto. Esse indicador é alvo de diversas discussões sobre sua aplicabilidade e confiabilidade para realizar projeções, como indicam os trabalhos realizados em [5], [12], [13] e [23].

O grande foco das discussões gira em torno da estabilidade do IDC_{Acum} . Confirmar se o IDC_{Acum} é estável ou não é importante, em decorrência dele ser utilizado para realizar projeções de custos ($ENT=ONT/IDC_{Acum}$). Segundo [5], o IDC_{Acum} é considerado estável se houver uma variação de mais ou menos 10% sobre o valor atingido, quando o projeto já foi executado até 20%, ou seja, se durante um projeto, a medida de seu IDC_{Acum} é igual a 0,87, quando o projeto foi pelo menos 20% executado, é esperado que ele não varie mais que algo entre aproximadamente 0,78 e 0,96.

Segundo [9], a estabilidade pode ser definida como um estado de controle estatístico que fornece, com um alto grau de confiança, a previsão de desempenho de alguma variável no futuro imediato.

[11] afirma que a estabilidade de um processo é considerada por muitos como o núcleo da gestão de processos, e que ela é essencial para que as organizações possam produzir produtos de acordo com o planejado e para melhorar os processos de modo a produzir produtos melhores e mais competitivos.

Um estudo relatado em [5], avaliou a estabilidade do IDC_{Acum} de diversos projetos do Departamento de Defesa dos Estados Unidos (DoD), e constatou que havia estabilidade do indicador, após 20% de execução dos projetos. Este estudo generalizou o resultado, afirmando que qualquer projeto poderia utilizar a técnica de maneira confiável, após 20% de execução. Essa informação foi utilizada como critério para manutenção ou cancelamento de projetos do governo americano, que apresentavam IDC inferior a 0,9 após 20% de execução, porque segundo o estudo, a estabilidade do indicador era uma evidência que um projeto com IDC ruim era irrecuperável.

Entretanto, diversos outros estudos questionaram a generalização desses resultados em diferentes contextos (projetos desenvolvidos fora do escopo do DoD), e mostraram resultados diferentes, ou seja, mostraram instabilidade nos indicadores de desempenho de custo durante grande parte do projeto [12], [13], [23].

Afirmar que o IDC é instável e varia amplamente durante a execução de um projeto, impede que se façam projeções precisas da estimativa de custo no término (ENT) do pro-

jeito, a menos que se conheça ou que se tenha alguma expectativa dessa variação, decorrente de fatores já conhecidos. A proposta de evolução da técnica de gerenciamento de valor agregado, apresentada na próxima seção, baseia-se na premissa de que qualquer projeto é composto de um conjunto de processos, os quais possuem diferentes desempenhos. Premissa essa, confirmada por diversos estudos relatados em [11] e [14], e pelos resultados apresentados na Tabela 2.

Dessa forma, uma justificativa para a instabilidade do IDC é a variação natural do desempenho dos processos utilizados, conforme ilustra a Figura 1, a qual mostra que o IDC_{Acum} é na verdade uma composição do desempenho de diferentes processos, assim o esperado não é que o IDC_{Acum} seja constante ou igual a 1, mas que varie em decorrência da execução de cada processo específico. Sabendo disso é possível compor uma equação que leve em consideração os dados históricos de desempenho de processos sob controle estatístico, que ainda não foram executados, aumentando a previsibilidade de custo, mesmo em projetos, que a princípio, tenham o IDC instável.

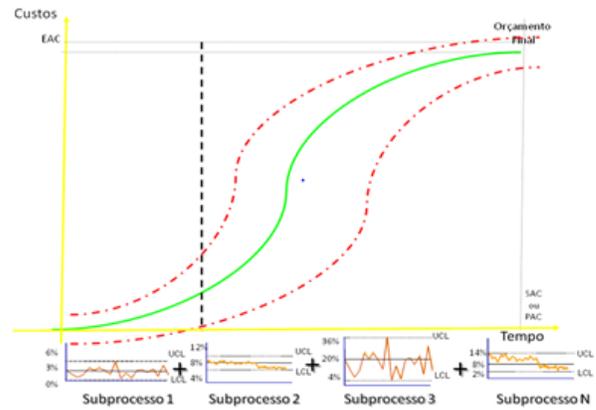


Figura 2: Justificativa para a instabilidade do IDC_{Acum} Fonte: [15] e [16]

4. PROPOSTA GVA COM DADOS HISTÓRICOS

Se for óbvio que o Orçamento no Término – ONT não é mais viável, o gerente de projeto deve elaborar uma Estimativa no Término – ENT prevista. Elaborar uma previsão da ENT envolve a busca de estimativas ou prognósticos de condições e eventos futuros para o projeto, com base em informações e conhecimentos disponíveis no momento da previsão. As informações sobre o desempenho do trabalho englobam o desempenho passado do projeto e quaisquer informações que podem impactá-lo no futuro [16].

Dados históricos de custos dos processos são informações que podem impactar o desempenho futuro do indicador de desempenho de custo, mas que, no entanto, não são utilizadas para fazer essas projeções.

[7], [8], [18] e [19] propõem a integração do GVA com dados históricos de desempenho de custo, de processos que estão sob controle estatístico. Essa integração consiste na coleta e utilização de um conjunto de informações de cada um dos processos, tais como: i) distribuição dos dados; ii) desempenho histórico; e iii) peso (% de custo planejado) de

cada processo utilizado no projeto.

A equação do IDC projetado para o final do projeto deve ser calculada conforme a equação (4):

$$IDC_{Est.Hist} = IDC_{Acum} * Peso_{Acum} + IDC_{HistP1} * Peso_{P1} + IDC_{HistP2} * Peso_{P2} + IDC_{HistPN} * Peso_{PN} \dots (4)$$

Onde:

- $IDC_{Est.Hist}$: representa o IDC estimado que será utilizado para realizar as projeções de custo para o ENT;
- IDC_{Acum} : representa o IDC_{Acum} que será calculado normalmente, com a equação tradicional do $GVA = \frac{VA_{Acum}}{CR_{Acum}}$, até uma determinada data;
- Demais IDC_{HistPN} : representam os IDC's históricos (a média) de cada processo sob controle estatístico utilizado no projeto;
- $Peso_{Acum}$: representa o percentual do projeto já executado e será medido em %, pela equação (5):

$$Peso_{Acum} = \frac{VA_{Acum}}{ONT}, (5)$$

Onde:

- VA_{Acum} : representa o VA acumulado do projeto até uma determinada data (é o mesmo VA da técnica tradicional);
- $Peso_{P1..PN}$: indicam o quanto os processos representam do custo total do projeto e são calculados através da equação (6):

$$Peso_{PN} = \frac{ONT_{PN} * (1 - (\%Executado_{ProcessoN}))}{ONT}, (6)$$

Onde:

- ONT_{PN} : representa o orçamento para completar para a execução de um determinado processo, e é dado pela equação (7): $ONT_{PN} = \sum VP_{AcumPN}$, (7)

Onde:

- VP_{AcumPN} : Representa o VP acumulado de todas as atividades de um determinado processo;
- $\%Executado_{ProcessoPN}$: representa o % já executado do total do processo PN, e é dado pela equação (8):

$$\%Executado_{ProcessoPN} = \frac{VA_{Acum}}{ONT_{PN}}, (8)$$

Onde:

- VA_{AcumPN} : representa o custo estimado do trabalho realizado acumulado para a execução de um processo até uma determinada data;

Substituindo (8) em (6) obtêm-se a equação:

$$Peso_{PN} = \frac{ONT_{PN} * (1 - (VA_{Acum} / ONT_{PN}))}{ONT}$$

$$\text{Simplificando obtêm-se: } Peso_{PN} = \frac{ONT_{PN} - VA_{Acum}}{ONT}, (9)$$

E finalmente substituindo (5) e (9) em (4) obtêm-se a equação (10):

$$IDC_{estHist} = \frac{IDC_{acumN\%} * VA_{acumP1}}{ONT} + \dots + IDC_{PN}, (10)$$

4.1 Proposta GVA com Dados Históricos Utilizando a Random Tree

Diversos estudos como [6]) mostraram a eficácia da técnica apresentada na seção 4 para prever o custo dos projetos de software. Entretanto, a técnica proposta na seção 4 utiliza um valor médio do IDC_{Acum} de cada fase do ciclo de vida para prever o IDC_{Acum} final.

Diversas técnicas de mineração de dados são amplamente conhecidas pela capacidade de previsão de dados. As tarefas de mineração de dados são divididas em duas grandes categorias: (i) tarefas preditivas e (ii) tarefas descritivas. As tarefas preditivas consistem na previsão do atributo definido através do aprendizado com um conjunto de dados e as tarefas descritivas tem como objetivo explorar ou descrever um conjunto de dados. As técnicas de classificação e regressão são denominadas tarefas preditivas, enquanto as regras de associação e o agrupamento, tarefas descritivas.

A classificação é uma tarefa preditiva que tem como objetivo organizar os dados em determinadas classes pré-concebidas. Nesta tarefa, o algoritmo realiza a análise da base de dados contendo itens pré-classificados, e a partir desta análise, o algoritmo é capaz de classificar automaticamente novos objetos [1]. Essa tarefa é considerada um modelo de aprendizagem supervisionada, pois os dados são treinados a partir de um "supervisor externo", e através disso, de prever a classe de um novo objeto [10].

A *Random Tree* é um algoritmo de classificação implementado no software WEKA. O WEKA foi implementado pela Universidade de Wakaito, Nova Zelândia e é composto por conjunto de algoritmos de aprendizado de máquina. Os algoritmos podem ser aplicados diretamente a um conjunto de dados ou podem ser chamados a partir de uma codificação em Java [21]. Esse algoritmo foi escolhido pois, as árvores permitem a geração direta das regras, coisa que outros tipos de técnicas de classificação não são capazes de realizar.

Esse algoritmo que utiliza o método estocástico. Para construir uma árvore, esse algoritmo considera que os atributos sejam escolhidos aleatoriamente em cada nó e a seguir realiza a poda. Também possui uma opção para permitir a estimativa de probabilidades de classe (ou média alvo no caso de regressão) com base em um conjunto de hold-out (backfitting) [21].

Este trabalho utiliza a *Random Tree* para fazer a seleção dos IDC de projetos anteriores que serão utilizados no cálculo descrito na seção 4.

5. PREPARAÇÃO

5.1 Dados Utilizados

A amostra de projetos disponíveis para a realização desse estudo era de 22 projetos de desenvolvimento de software coletado entre março de 2009 e janeiro de 2010. Segundo [3], além da coleta das medidas básicas especificadas, devem ser registradas informações de caracterização dos projetos, tais como o tamanho estimado total, linguagem de programação utilizada, perfil da equipe do projeto, ambiente de desenvolvimento e versão do processo utilizado. Estas informações permitirão o agrupamento das medidas coletadas em diferentes categorias de projeto, mantendo a homogeneidade entre os membros de cada grupo. Se o grupo não for homogêneo, as análises podem ser comprometidas e levar a conclusões inadequadas.

Assim, os projetos que fizeram parte desse estudo, apresentavam as seguintes características:

- Possuíam um esforço estimado com variação entre 46 homens / hora até 289 homens / hora;
- Possuíam prazos de execução com variação entre 15 dias e 1 mês;
- Eram provenientes de um mesmo cliente, que era uma empresa multinacional do setor de telecomunicações,
- Utilizaram um modelo de ciclo de vida cascata, que contava com 4 processos, a citar: i) o desenvolvimento de Use Case Tests – UCT, ii) a implementação dos requisitos funcionais – IMP, iii) o teste desses requisitos funcionais – TES, utilizando os casos de testes produzidos e iv) a correção dos erros reportados – CO;
- Utilizaram uma única versão, dos processos supracitados;
- Foram desenvolvidos em uma mesma tecnologia e por profissionais de perfis semelhantes, que se intercalavam entre os projetos.

Todas as estimativas de tamanho, de esforço e de custo dos projetos avaliados foram realizadas utilizando a técnica Ponto de Caso de Uso, após o desenvolvimento e a validação dos documentos de caso de uso detalhado da solução, aprovado pelo cliente e pela equipe de desenvolvimento.

5.2 Desenvolvimento da aplicação

Como o maior componente de custo em um projeto de software são as horas necessárias para o desenvolvimento do produto, todas as medidas básicas e indicadores do GVA tradicional foram calculados, através de uma aplicação criada em Python, com base nas horas estimadas e nas horas reais, apuradas após a execução das atividades. A metodologia seguida neste trabalho está apresentada no fluxograma da Figura 3.



Figura 3: Fluxograma da Proposta Para Melhoria da Previsibilidade de Custo de Projetos de Software Utilizando Dados Históricos de Custo Seleccionados Pela Aplicação de Regras da Random Tree e a Técnica de Gerenciamento de Valor Agregado – GVA

Para cada atividade prevista nos projetos, foram calculados os custos planejados – VP (através do esforço estimado para a execução das atividades) e os custos reais (através do esforço real apurado após a execução das atividades). Com base nessas informações e no progresso do projeto, foram calculados os $IDC_{S_{Acum}}$ para os processos e para o projeto.

Os projetos que participaram do estudo foram executados em diferentes datas, e por isso, foram considerados diferentes períodos para a aplicação da técnica de *Random Tree*.

Para isso foi feita uma função que avaliava a data inicial do projeto atual com a data final dos projetos anteriores. Se a data final fosse menor que a data inicial, o projeto de data final era incluído para ser processado no Weka. A Tabela 2

mostra os CPI's dos projetos separados por fase e o período em que cada projeto foi realizado.

Tabela 2: Informações dos projetos

IDC	ECU(*)	IMP(*)	TES(*)	COR(*)	Período
Projeto 01	2,02	-	1,62	2,95	11/03/09 a 01/04/09
Projeto 02	2,48	4,46	3,43	2,98	16/03/09 a 06/04/09
Projeto 03	1,84	-	2,71	1,53	23/03/09 a 16/04/09
Projeto 04	1,75	1,14	1,85	7,05	26/03/09 a 17/04/09
Projeto 05	3,90	4,30	1,06	1,06	20/04/09 a 19/05/09
Projeto 06	1,54	-	1,50	1,85	20/04/09 a 19/05/09
Projeto 07	1,46	1,22	1,08	1,61	20/04/09 a 13/06/09
Projeto 08	1,98	1,61	1,81	2,17	29/04/09 a 15/05/09
Projeto 09	-	2,43	1,43	1,00	29/04/09 a 20/05/09
Projeto 10	1,59	1,49	-	1,89	29/04/09 a 29/05/09
Projeto 11	1,98	1,77	2,39	2,14	21/05/09 a 09/06/09
Projeto 12	2,20	1,67	2,20	10,0	15/06/09 a 30/06/09
Projeto 13	1,19	1,23	4,34	2,50	29/06/09 a 10/07/09
Projeto 14	3,31	2,32	3,10	N.D.	29/07/09 a 10/08/09
Projeto 15	2,24	4,37	2,40	1,85	11/08/09 a 20/08/09
Projeto 16	2,32	2,44	-	2,52	12/08/09 a 20/08/09
Projeto 17	-	1,90	5,25	3,44	21/08/09 a 04/09/09
Projeto 18	3,78	1,33	3,08	2,57	01/09/09 a 18/09/09
Projeto 19	2,93	2,26	-	-	14/09/09 a 30/09/09
Projeto 20	3,61	1,21	-	-	19/10/09 a 16/11/09
Projeto 21	1,42	2,54	1,79	-	01/12/09 a 31/12/09
Projeto 22	3,09	1,56	1,89	1,75	04/01/10 a 20/01/10
Projeto 23	1,35	2,03	1,07	-	19/01/10 a 03/02/10

Após o agrupamento dos projetos, foram selecionados os seguintes dados: esforço estimado acumulado de cada atividade de acordo com os processos e de acordo com os projetos e o valor nominal no qual o IDC de cada projeto, como descrito na Tabela 3.

Tabela 3: Classes definidas para o IDC_{Acum}

IDC_{Acum}	Classes
$IDC_{Acum} > 1,5$	Class1
$1,5 < IDC_{Acum} \leq 2$	Class2
$2 < IDC_{Acum} \leq 2,5$	Class3
$2,5 < IDC_{Acum} \leq 3$	Class4
$3 < IDC_{Acum} \leq 3,5$	Class5
$3,5 < IDC_{Acum} \leq 4$	Class6
$4 < IDC_{Acum}$	Class7

A linguagem de programação Python foi utilizada para implementar as regras de classificação da *Random Tree*. De acordo com a categoria do projeto que está sendo avaliado são selecionados os projetos pertencentes aquela classe para a implementação da técnica de dados históricos e é calculado o IDC. A Figura 4 apresenta um exemplo de uma árvore de regras.

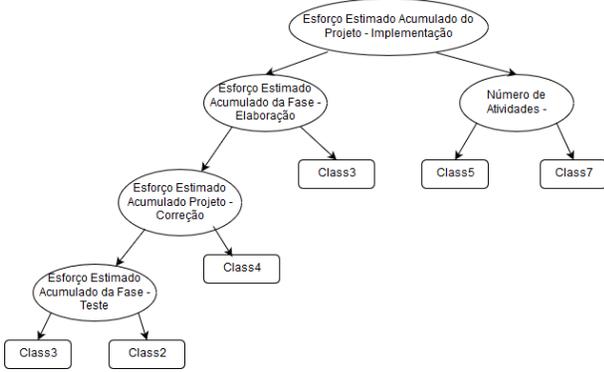


Figura 4: Regras geradas de acordo com o projeto 16

6. VALIDAÇÃO DA TÉCNICA

O principal objetivo desse artigo foi comparar a precisão da técnica de Gerenciamento de Valor Agregado com histórico de desempenho usando o algoritmo *Random Tree* com a técnica de Gerenciamento de Valor Agregado Tradicional. Em razão disso foram estabelecidas as seguintes hipóteses para avaliar a precisão das técnicas:

- $H0_{Prec}$: a técnica de análise de valor agregado tradicional apresenta precisão igual à técnica de análise de valor agregado com histórico de desempenho e a técnica de *Random Tree*.

$$(Var_{GVA} - Var_{GVA+HistRandomTree} = 0)$$

- $H1_{Prec}$: a técnica de análise de valor agregado tradicional apresenta precisão inferior à técnica de análise de valor agregado com histórico de desempenho e a técnica de *Random Tree*.

$$(Var_{GVA} - Var_{GVA+HistRandomTree} > 0)$$

Outras três questões e hipóteses secundárias foram definidas, similares à primeira, mas que visavam responder se a técnica proposta apresentava melhor precisão em relação à técnica tradicional no início (25% executado), no meio (50% executado) e próximo do fim (75% executado) do projeto.

A variação do IDC_{Acum} de cada uma das atividades do projeto foi avaliada em ambas as técnicas. A variação do IDC_{Acum} foi medida sempre em relação a atividade anteriormente executada, usando a equação (11):

$$Var_{IDCAtividade(N)} = \frac{IDCAtividade(N)}{IDCAtividade(N+1)}, (11)$$

Para a realização dos testes de hipótese, foram utilizadas a variação média dos projetos executados, usando a seguir (12):

$$Variação\ Média = \sum_1^N \frac{Var_{IDCAtividade(N)}}{N-1}, (12)$$

A Variação IDC Atividade(N) e a Variação Média foram calculadas para ambas as técnicas. Dessa forma, para medir a precisão das técnicas, comparou-se o IDC de cada técnica, em três momentos distintos dos projetos, no início, após 25% de execução (IDC 25%), ii) no meio do projeto, após 50% de execução (IDC50%) e iii) no final, após 75% de execução (IDC75%), com o IDC real apurado no final do projeto. Os resultados do IDC_{Acum} nesses 3 momentos, para ambas as técnicas são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4: Variação entre os Indicadores das Técnicas $IDC_{GVAHist+RandomTree}$ e IDC_{Trad}

	Var Médio 25%		Var Médio 50%		Var Médio 75%		Var Médio 100%	
	VarTrad	VarGVA Hist + Random Tree	VarTrad	VarGVA Hist + Random Tree	VarTrad	VarGVA Hist + Random Tree	VarTrad	VarGVA Hist + Random Tree
P14	26,6656	31,5186	27,9247	26,6511	26,52	21,4304	17,4372	13,7448
P15	13,6085	12,0382	12,4293	10,4627	12,1359	9,9622	9,9066	8,31255
P16	55,6	41,3978	49,9452	38,2313	33,7216	27,65	16,5853	14,4362
P17	54,8744	50,8531	46,8214	45,8276	39,4873	40,5664	21,7575	24,4257
P18	173,908	21,2716	157,664	21,0511	107,621	17,9062	63,946	11,2477
P19	25,1033	11,2237	20,7175	11,4644	18,4801	10,5489	16,1701	9,23031
P20	198,32	51,2958	172,494	45,0734	144,731	38,5472	118,595	31,7173
P21	47,0046	28,557	42,4484	27,0564	33,8777	22,3633	22,9073	16,1853
P22	63,4914	16,7769	51,2769	14,3533	41,352	12,3873	25,9775	8,97897
P23	27,8707	5,46196	23,962	5,07402	18,3438	4,99192	13,2468	4,73408

Para avaliar as hipóteses apresentadas nessa seção, foram realizados diversos testes estatísticos sobre os dados da Tabela 4, buscando confirmar se as diferenças de variação encontradas nas técnicas foram significativas. Foi realizado um teste de hipótese com T amostras pareadas, com um nível de significância de 95%. Para realização dos testes de hipóteses a ferramenta Action foi utilizada.

As Figuras 5, 6 e 7 mostram a variação média do IDC_{Acum} entre as técnicas, próximo do início, do meio e do fim da execução dos projetos, respectivamente. É possível notar, através das referidas figuras que a técnica proposta apresenta variação média do indicador, menor que a técnica proposta em todos os projetos avaliados, em todos os momentos, inclusive quando a base de dados ainda era pequena (possuía 13 projetos). Uma menor variação no IDC_{Acum} proporciona maior previsibilidade de custo, uma vez que ele é utilizado para calcular o ENT = (ONT / IDC_{Acum}) .

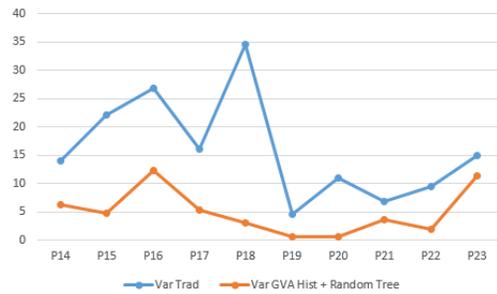


Figura 5: Variação Média das Técnicas, Próximo do Início da Execução dos Projetos (25% Executados)

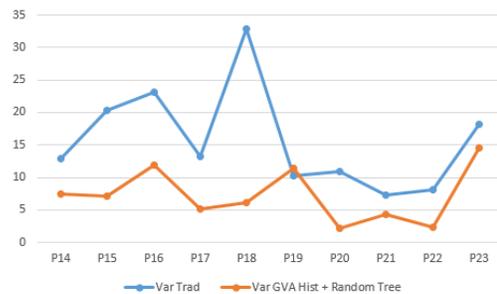


Figura 6: Variação Média das Técnicas, no Meio da execução dos Projetos (50% Executados)

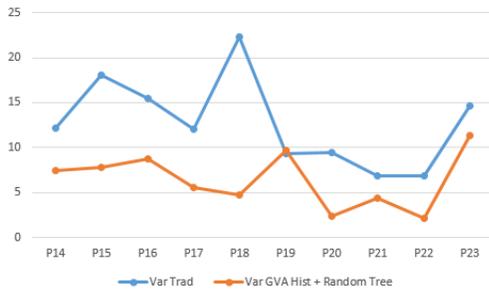


Figura 7: Variação Média das Técnicas, Próximo do Término da Execução dos Projetos (75% Executados)

Alguns projetos, como o P15 e o P17 não apresentam uma variação muito grande do IDC no decorrer do projeto, e isso beneficia o uso da técnica tradicional. O que vale destacar é que de um total de 22 projetos, poucos projetos apresentaram pouca variação do IDC, mas que o fato de vários projetos apresentarem variação grande do IDC, justifica o uso da nova técnica. Portanto a análise das Tabelas 4 e 5 permitem afirmar que a técnica proposta provê menor variação do Indicador de Desempenho de Custo – IDC, com 95% de confiabilidade, quando os projetos foram 25%, 50% e 75% executados.

Tabela 5: Testes de Hipótese para Variação com 25%, 50% e 75% de Execução dos Projetos)

Hipóteses	Testes	T	P	Conclusão
H0Variação 25%	$Var_{IDC_{Trad.25\%}} - Var_{IDC_{GVA\ Hist + Random\ Tree.25\%}} > 0$	0,001403	4,068681	Refutar H0
H0Variação 50%	$Var_{IDC_{Trad.50\%}} - Var_{IDC_{GVA\ Hist + Random\ Tree.50\%}} > 0$	0,003193	3,532833	Refutar H0
H0Variação 75%	$Var_{IDC_{Trad.75\%}} - Var_{IDC_{GVA\ Hist + Random\ Tree.75\%}} > 0$	0,001391	4,074052	Refutar H0

Em todos os demais projetos do estudo de caso o comportamento dos indicadores gerados $IDC_{GVA\ Hist + Random\ Tree}$ e IDC_{Trad} foram semelhantes ao da Figura 8. É possível notar uma variação significativamente maior do IDC_{Trad} em relação $IDC_{GVA\ Hist + Random\ Tree}$, especialmente no início da execução dos projetos. É possível notar ainda que o $IDC_{GVA\ Hist + Random\ Tree}$ fica mais próximo IDC_{Final} , apurado no final da execução dos projetos. Isso indica maior acerto na estimativa de custo dos projetos, quando utilizado o $IDC_{GVA\ Hist + Random\ Tree}$ para fazer a projeção de custo. Uma consequência da variação do IDC_{Acum} das técnicas pode ser vista na Figura 7, que mostra a variação do $ENT_{GVA\ Hist + Random\ Tree}$ e do ENT_{Trad} , em função da projeção de custo realizada, respectivamente, com o $IDC_{GVA\ Hist + Random\ Tree}$ e IDC_{Trad} .

7. AMEAÇAS AO ESTUDO

Este artigo utilizou um estudo empírico para validar a técnica proposta. Estudos empíricos normalmente podem apresentar ameaças a sua validade. Assim as ameaças a este estudo são apresentadas em três categorias: i) Ameaças a validade interna, ii) Ameaças a validade externa e iii) Validade da conclusão.

- Ameaças a Validade Interna: De acordo com [22] as

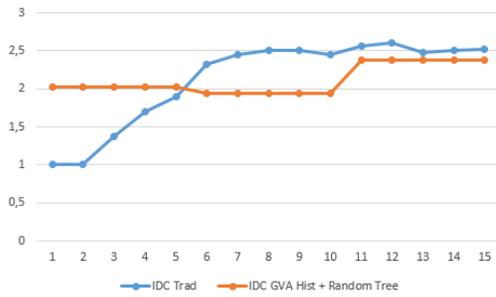


Figura 8: Variação do $CPI_{GVA\ Hist + Random\ Tree}$ e $CPI_{Tradicional}$ do Projeto 16

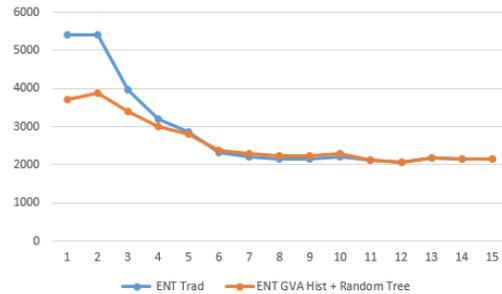


Figura 9: Variação do $ENT_{GVA\ Hist + Random\ Tree}$ e $ENT_{Tradicional}$ do Projeto 16

ameaças a validade interna observam se o tratamento realmente causou os resultados esperados.

Neste estudo, os resultados esperados eram a redução da variação no Indicador de Desempenho de Custo – IDC. O objetivo esperado foi atingido com a aplicação da técnica proposta como pode ser comprovado através das Figuras 5, 6 e 7, e através das Tabelas 4 e 5. Entretanto, é necessário considerar que a técnica foi validada através de um estudo empírico usando dados de projetos reais de uma única fábrica de software, com projetos similares. Todos os projetos utilizados eram de um mesmo domínio de aplicação, e isso pode ter influenciado no comportamento dos processos e até mesmo facilitado o processo de classificação dos projetos, utilizando o algoritmo de classificação *Random Tree*.

O uso da técnica proposta é sugerido para cenários similares, onde os projetos são executados utilizando processo estáveis e com a mesma tecnologia. Entretanto, é importante que estudos mais abrangentes, com dados de mais empresas, sejam conduzidos a fim de confirmar as hipóteses apresentadas.

- Ameaças a Validade Externa:

De acordo com[22], a validade externa verifica se é possível generalizar os resultados. Conforme discutido no tópico Ameaças a Validade Interna, não é possível generalizar os resultados, uma vez que os projetos analisados eram de uma única fábrica de software. É recomendável que a empresa que deseje utilizar a técnica faça uma análise preliminar, com dados históricos de desempenho e avalie o aumento ou redução da estabili-

dade do $IDC_{GV AHist+RandomTree}$, comparando-o com o IDC_{Trad} , antes de utilizá-la em todos os projetos.

- Validade da Conclusão: De acordo com [22], a validade da conclusão avalia se os resultados foram significativos estatisticamente. O principal problema nesse estudo foi o número de amostras ou projetos disponíveis para conduzir os testes de hipótese. Esse é um problema conhecido na Engenharia de Software. Assim o resultado não pode ser considerado conclusivo, mas uma indicação de que a técnica funciona. Antes de utilizar a técnica proposta, as empresas são recomendadas a realizar um estudo similar a esse e aferir os resultados.

8. CONCLUSÃO

Esse artigo descreveu uma proposta de evolução da técnica de GVA que integra dados históricos de desempenho de custo de processos proposta por [6] com o algoritmo de classificação *Random Tree*. Um estudo empírico foi conduzido com base em 22 projetos de softwares de uma fábrica de software com o objetivo de avaliar se a técnica proposta apresentava maior precisão ou menor variação do indicador de desempenho de custo dos projetos. As hipóteses apresentadas na seção 7 foram testadas, com 95% de confiabilidade e a técnica apresentou menor variação ou maior precisão do indicador de desempenho de custo.

Como trabalho futuro propõem-se a utilização de outros algoritmos de classificação e revalidar essa proposta em uma base de dados maior de projetos.

9. REFERÊNCIAS

- [1] M. F. Al-Roby and A. M. El-Halees. Data mining techniques for wind speed analysis. *Journal of Computer Eng*, 2(1), 2011.
- [2] F. T. Anbari. Earned value project management method and extensions. *Project management journal*, 34(4):12–23, 2003.
- [3] M. Barcellos. *Uma Estratégia para Medição de Software e Avaliação de Bases de Medidas para Controle Estatístico de Processos em Organizações de Alta Maturidade*. PhD thesis, Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ-Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2009.
- [4] M. BR. Mps. br–melhoria de processo do software brasileiro. 2011.
- [5] D. S. Christensen and S. R. Heise. Cost performance index stability. *National Contract Management Journal*, 25(1):7, 1992.
- [6] A. D. de Souza. *Uma proposta para melhoria da previsibilidade de custo de projetos, utilizando a técnica de gerenciamento de valor agregado e dados históricos de custo e qualidade*. PhD thesis, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2014.
- [7] A. D. de Souza and A. R. C. da Rocha. A proposal for the improvement of the technique of earned value management utilizing the history of performance data. In *SEKE*, pages 753–758, 2012.
- [8] A. D. de Souza and A. R. C. Rocha. A proposal for the improvement predictability of cost using earned value management and quality data. In *European Conference on Software Process Improvement*, pages 190–201. Springer, 2013.
- [9] W. E. Deming. The new economics. massachusetts institute of technology. *Center for Advanced Engineering Study. Cambridge, MA. 240p*, 1993.
- [10] K. Faceli, A. C. Lorena, J. Gama, and A. Carvalho. Inteligência artificial: Uma abordagem de aprendizado de máquina. *Rio de Janeiro: LTC*, 2:192, 2011.
- [11] W. A. Florac, R. E. Park, and A. D. Carleton. Practical software measurement: Measuring for process management and improvement. Technical report, DTIC Document, 1997.
- [12] K. Henderson. Does project performance stability exist? a re-examination of cpi and examination of spi (t) stability. *Cross Talk*, 2008.
- [13] W. Lipke. Statistical methods applied to evm... the next frontier. *The Measurable News*, pages 18–30, 2006.
- [14] N. PFLEEGER. Software metrics: A rigorous and practical approach boston, 1997.
- [15] PMI. *PMI, 2005, Practice Standard Earned Value Management*. Project Management Institute, 2005.
- [16] PMI. *Project Management Body of Knowledge PMBOK Newton Square*. Project Management Institute, 2009.
- [17] S. Sei. Cmmi® for development (cmmidev), v1. 2, cmu/sei-2006-tr-008. *Software Engineering Institute*, 2006.
- [18] A. Souza and A. Rocha. A proposal for the improvement of the technique of evm utilizing the history of performance data. In *he 24th International Conference on Software Engineering and Knowledge Engineering*, pages A3–A4, 2012.
- [19] A. Souza and A. Rocha. A proposal for the improvement the predictability of project cost using evm and historical data of cost. In *35th International Conference of Software Engineering-ICSE. ACM SRC, San Francisco (accepted February 2013b)*, 2013.
- [20] S. Vandevoorde and M. Vanhoucke. A comparison of different project duration forecasting methods using earned value metrics. *International journal of project management*, 24(4):289–302, 2006.
- [21] T. Waikato. Weka 3: Data mining software in java (2016), 2016.
- [22] C. Wohlin, P. Runeson, M. Höst, M. Ohlsson, B. Regnell, and A. Wesslén. Experimentation in software engineering—an introduction. kluwer academic publishers. *Doedrecht the Netherlands*, 2000.
- [23] O. Zwikael, S. Globerson, and T. Raz. Evaluation of models for forecasting the final cost of a project. *Project Management Journal*, 31(1):53–57, 2000.