

# Predição de Vencedores em Jogos MOBA

## *Prediction of Winners in MOBA Games*

Carlos E. M. Almeida, Ronaldo C. M. Correia,  
Danilo M. Eler, Celso Olivete-Jr, Rogério E. Garcia  
Departamento de Matemática e Computação (DMC)  
Universidade Estadual Paulista (FCT/UNESP)  
Presidente Prudente, São Paulo - Brasil  
{ronaldo, daniloeler, olivete, rogerio}@fct.unesp.br

Lucas C. Scabora, Gabriel Spadon  
Departamento de Ciências de Computação (SCC)  
Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação (ICMC)  
Universidade de São Paulo (USP)  
São Carlos, São Paulo - Brasil  
{lucascsb, spadon}@usp.br

**Resumo** — Jogos do tipo *Multiplayer Online Battle Arena* (MOBA) são muito populares no cenário atual do *eSport*, sendo destaque em diversas competições ao redor de todo o mundo. Entretanto, o domínio de conhecimento contido nesses jogos é enorme, o que torna difícil conhecer e prever o rumo de uma partida. O presente trabalho propõe aplicar algoritmos de classificação para determinar o time com mais chances de vencer uma partida. Foram utilizadas duas classificações, uma baseada na composição de heróis em cada time e outra considerando a duração da partida. Os experimentos foram realizados sobre dados coletados de 123.326 partidas do jogo Dota 2, mostrando que foi possível atingir aproximadamente 77% de precisão na classificação efetuada. Os resultados demonstram a efetividade da aplicação ao utilizar técnicas assistidas por computadores, e ao se empregar a metodologia descrita em campeonatos profissionais ou em outros jogos similares que demandam de estratégias elaboradas.

**Palavras Chave** – Mineração de Dados; Classificação; Jogos Estratégicos.

**Abstract** — *Multiplayer Online Battle Arena* (MOBA) games are very popular in the current *eSport* scenario, being highlighted in several competitions around the world. However, the domain of knowledge contained in these games is large, which makes it difficult to discover and predict the course of a match. The present work proposes the application of classification algorithms to determine the team with more chances to win a match. Two classifications procedures were used, one based on the composition of heroes in each team and another considering the duration of the match. The experiments were performed on data collected from 123,326 matches of Dota 2, showing that it was possible to achieve approximately 77% accuracy. The results demonstrate the effectiveness of the application when using techniques assisted by computers, and when using the methodology described in championships or other similar games that require the definition of strategies.

**Keywords** – Data Mining; Classification; Strategic Games.

## I. INTRODUÇÃO

O mercado de jogos eletrônicos tem se destacado no meio do entretenimento pelo seu crescimento constante. Seu rendimento hoje em dia é maior que o do mercado de filmes e de músicas, tornando-o o ramo mais lucrativo do entretenimento atualmente. Para obter esse crescimento, o mercado de jogos vem constantemente se expandindo, o que gera uma elevada variedade de conteúdo, com o intuito de atingir, cada vez mais, um número maior de pessoas. Dentre os gêneros de jogos, um deles tem se destacado pela sua grande popularidade, que são os jogos denominados *Multiplayer Online Battle Arena* (MOBA), abreviação para, um tipo de jogo em que dois times adversários tentam derrotar um ao outro utilizando trabalho em equipe e estratégia. Nesses jogos cada jogador pode explorar uma elevada diversidade de estratégias e de personagens.

Um exemplo de MOBA é o jogo Dota 2, composto pela combinação de dois times formados por cinco jogadores. Cada jogador deve escolher um dos 107 personagens disponíveis no jogo. Essas personagens, também denominados no jogo como heróis, possuem características distintas, inclusive uma maior efetividade de um herói contra outra personagem, ou até mesmo um conjunto de personagens, por conta de suas habilidades específicas. Logo, a escolha de cada herói que fará parte do jogo, bem como seus aliados e inimigos, é muito importante do ponto de vista estratégico. Mesmo após a escolha da personagem, cada jogador deve escolher quais itens e habilidades irá priorizar, bem como sua ordem de aquisição e de situações apropriadas para utilizá-las. Esse grande volume de fatores estratégicos, recorrentes nos jogos do gênero, torna essa modalidade complexa por possuir uma curva de aprendizado elevada.

Adicionalmente, nos *eSports* destaca-se o entretenimento proporcionado por competições profissionais, em que são realizadas jogadas de alto nível e executadas estratégias elaboradas. Nesta linha, *League of Legends*<sup>1</sup>, outro popular jogo MOBA, foi o primeiro jogo a ser oficializado como uma liga de esportes nos Estados Unidos<sup>2</sup>, com o intuito de facilitar a emissão de passaportes para jogadores estrangeiros competirem no país. Outro ótimo exemplo de destaque dos jogos MOBA no *eSports* é denominado de “*The International*”<sup>3</sup>, campeonato do

<sup>1</sup> [http://play.br.leagueoflegends.com/pt\\_BR](http://play.br.leagueoflegends.com/pt_BR)

<sup>2</sup> <http://www.geek.com/games/us-government-confirms-league-of-legends-is-a-legitimate-sport-1562188/>

<sup>3</sup> <http://www.dota2.com/international/overview/>

Dota 2 organizado pela desenvolvedora do mesmo, *Valve Software*<sup>4</sup>, que teve uma premiação total superior a dezoito milhões de dólares. O campeonato foi exibido no canal de televisão chamado *Entertainment and Sports Programming Network* (ESPN)<sup>5</sup>.

Assim como em várias áreas de pesquisa, o cenário esportivo tem sido considerado um meio ideal para a aplicação de técnicas de descoberta de conhecimento [1] para a elaboração e análise de estratégias dentre os vários fatores já citados. Por meio da utilização técnicas de mineração de dados, é possível transformar este elevado volume de informação em conhecimento [2], que poderá ser usado de diferentes formas, desde a descoberta de estratégias não conhecidas, até a sua utilização em atividades de tomadas de decisão antes e durante as partidas, auxiliando tanto jogadores principiantes como profissionais.

Este trabalho tem como objetivo apresentar a definição e a aplicação do processo de descoberta de conhecimento como um todo, desde a coleta dos dados até a obtenção do conhecimento, realizando um estudo de caso com base no jogo Dota 2. Para isso, foi proposta uma metodologia para determinar as chances de um time ganhar baseado em dois fatores estratégicos: escolhas de heróis que compõem cada time e duração da partida. São detalhadas todas as etapas desde a obtenção e tratamento dos dados até a análise realizada, bem como os resultados obtidos. Com o conhecimento gerado, é discutida sua aplicabilidade em futuras análises e como ela pode auxiliar em competições profissionais. Adicionalmente, a metodologia proposta pode ser adaptada para outros jogos similares, como já mencionado *League of Legends* ou o *Heroes of Newerth*<sup>6</sup>.

Para apresentar este trabalho, este artigo está disposto como segue: a Seção II discorre sobre a fundamentação teórica referente ao tema apresentado; na Seção III são expostos trabalhos relacionados a esta proposta; a Seção IV detalha a metodologia de desenvolvimento deste trabalho; na Seção V são apresentados e discutidos os resultados em ambas as classificações; por fim, na Seção VI discute-se as conclusões obtidas e os trabalhos futuros.

## II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

*Defense of the Ancients* (DOTA) 2 é uma adaptação, feita pela empresa *Valve Software*, desenvolvida sobre o jogo *Warcraft III*<sup>7</sup>. Atualmente, este jogo se popularizou e possui uma média superior a um milhão de jogadores ativos todos os dias<sup>8</sup>. O objetivo do jogo consiste em destruir a estrutura principal (*Ancient*) da base do time adversário. Para tal, é necessário não só destruir as defesas inimigas que se encontram no caminho entre as bases, mas também evitar o avanço do time adversário, o qual possui o mesmo objetivo. Outras construções importantes para defender uma base são as torres, que atacam qualquer inimigo que se aproximam delas. A partida ocorre em um *Mapa* de formato quadrado, onde a base de cada time ficam em extremidades opostas de sua diagonal secundária. Existem três rotas que conectam as bases, cada qual com três torres de cada time, totalizando seis torres por trilha.

Heróis são personagens dinamicamente controlados, os quais cada jogador pode escolher. São caracterizados pelos seus atributos e conjunto de habilidades. Exemplo desses atributos são dano base, força, inteligência, velocidade de movimento e alcance de ataque. Essas habilidades únicas de cada herói podem proporcionar vantagens e desvantagens no confronto entre dois heróis adversários. Quando derrotado, o jogador fica fora do jogo durante um tempo que varia conforme o progresso da partida, com o intuito de penalizar a morte e permitir que o time adversário receba um tempo de vantagem após vencer um confronto. Ao término desse tempo, os heróis são revividos em sua própria base. Outro importante fator estratégico em confrontos são combinações das habilidades de heróis aliados.

Além dos heróis que cada um dos 5 jogadores de cada time deve escolher, o mapa também possui unidades de apoio (*creeps*) geradas periodicamente em cada um dos caminhos do mapa, com o objetivo de avançar da base onde nasceu até a base inimiga, destruindo toda unidade ou construção adversária em seu caminho. Os confrontos entre os heróis de cada time ocorrem nesses três caminhos principais e nas interconexões entre eles. Estes caminhos secundários são denominados Selva, que possuem localizações estratégicas para iniciar e realizar combates entre times e contra monstros neutros.

Conforme o jogo progride, os heróis de cada jogador sobem de nível conforme a experiência adquirida em confrontos. Derrotar um monstro neutro, um *creep* ou uma torre fornece dinheiro e experiência aos heróis que os derrotarem, além de um bônus para quem desferiu o último golpe. A cada nível o jogador pode desbloquear uma nova habilidade do herói escolhido ou fortalecer uma já desbloqueada. Escolher quais habilidades desbloquear ou fortalecer a cada nível é de grande importância para as estratégias da partida. Ademais, o dinheiro adquirido por cada herói possibilita a compra de itens que ajudam em seus confrontos, que, por exemplo, permitem a visão da movimentação inimiga em determinados pontos do mapa e possibilitam o rápido deslocamento de heróis para proteger aliados ou atacar os adversários.

Existe um elevado volume de informações e decisões estratégicas que devem ser realizadas durante uma partida, como escolha dos heróis, a prioridade na aquisição de habilidades e itens e o posicionamento dos jogadores pelo mapa. Sendo assim, uma vez que vivenciamos uma época denominada “*a era da informação*” [3], é possível aplicar técnicas de descoberta de conhecimento em bases de dados. Essas técnicas tem como objetivo obter padrões não triviais, potencialmente úteis e compreensíveis [4].

## III. TRABALHOS RELACIONADOS

Os principais trabalhos relacionados são focados nos temas de mineração de dados e descoberta de conhecimento em jogos de estratégia ou MOBA, e são detalhados na sequência.

Primeiramente, o trabalho de [5] aplicou algoritmos de mineração de dados para prever a estratégia que será utilizada em uma partida do jogo chamado *Starcraft*<sup>9</sup>. Este jogo de

<sup>4</sup> <http://www.valvesoftware.com/>

<sup>5</sup> <http://espn.uol.com.br/>

<sup>6</sup> <http://www.heroesofnewerth.com/newdawn/>

<sup>7</sup> <http://us.blizzard.com/pt-br/games/war3/>

<sup>8</sup> <http://steamcharts.com/app/570>

<sup>9</sup> <http://us.battle.net/sc2/pt/>

estratégia em tempo real divide os jogadores em três tipos, além de possuir vários tipos de estratégias a serem seguidas. Por meio de uma base de dados contendo informações de diversas partidas de campeonatos profissionais e amadores de alto nível, foi possível classificar e prever qual estratégia cada jogador adotaria baseado em seus movimentos iniciais. Foram utilizados quatro algoritmos de classificação, identificando qual possuía melhor efetividade em determinados pontos da partida.

Já o trabalho de [6] demonstrou como é possível determinar o resultado de uma partida com base na curva de crescimento de cada jogador. O estudo evidencia a importância de um time equilibrado no resultado da partida, pois mesmo se um jogador tiver um desempenho excelente, caso o herói que ele esteja controlando não seja focado no confronto entre os times, tornando-se cada vez menos eficaz em batalhas cada vez mais recorrentes conforme a duração da partida aumenta. Essa curva foi descoberta por meio da aplicação de diferentes algoritmos de agrupamento e de regressão linear, a partir dos atributos do jogo. Por meio dessa curva, é possível determinar se o desempenho do jogador estava acima ou abaixo da média. Com os dados obtidos, por meio de algoritmos de árvore de decisão, os autores conseguiram apresentar a relação do resultado da partida com o desempenho individual de cada jogador.

Por fim, o trabalho de [7] teve como objetivo identificar a influência de diversos fatores no resultado de uma partida de Dota 2. Exemplos desses fatores são a escolha de heróis, o nível de experiência dos jogadores e os laços sociais entre os mesmos. Inicialmente foi realizada uma análise sobre os atributos de um herói, como sua velocidade de movimento e crescimento de atributos, com o intuito de sintetizar esses atributos em um único indicador de eficiência, obtido por meio da utilização de algoritmos de regressão logística. Posteriormente, a mesma análise foi aplicada com os atributos do jogador, como o número de partidas jogadas e o nível de habilidade do jogador definido pelo sistema do jogo. Usando essa análise dos jogadores, os autores procuraram identificar quantos deles, em cada partida, eram amigos entre si. Isso foi realizado para identificar a influência de laços sociais nos resultados das partidas. Com todos esses dados reunidos e, a partir da aplicação de técnicas estatísticas, foi mostrado como esses aspectos tem influência no resultado de uma partida.

Os três trabalhos apresentados nessa seção mostram como as partidas de jogos estratégicos possuem uma vasta gama de

informação que podem ser mineradas e analisadas. Entretanto, nenhum deles foi focado nas possibilidades de combinação de heróis em cada time. Em especial, nenhum deles classifica as chances de um time vencer baseado no tempo de partida. A seção seguinte detalha a metodologia do presente artigo.

#### IV. METODOLOGIA

A metodologia adotada para este trabalho foi baseada nas etapas do processo de descobertas de conhecimento proposto em [8]. A Figura 1 ilustra as etapas desse processo, as quais são detalhadas na sequência. Para o desenvolvimento do processo, foi utilizada a ferramenta de mineração de dados denominada WEKA<sup>10</sup>, devido ao fato de ser gratuita, de código aberto e de possuir vários algoritmos de mineração já implementados. O restante do sistema, no que diz respeito à manipulação e ao armazenamento dos dados, foi realizado utilizando a linguagem JAVA e o banco de dados MySQL<sup>11</sup>.

##### A. Pré-processamento e Limpeza dos dados

As informações referentes às 123.326 partidas foram retornadas pela WebAPI em formato XML, as quais foram convertidas e adaptadas para o esquema presente na Figura 2. Neste esquema, a tabela “partida” armazena informações sobre a partida, como o identificador da partida (atributo *idpartida*), a duração da mesma (atributo *duracao*), o time vitorioso (atributo *timevitorioso*), o tipo de partida (atributo *tipolobby*) e a quantidade de torres de cada time ao final do confronto (atributos *torresdire* e *torreradiant*). Já a tabela “jogadores” contém os dados de cada um dos 10 jogadores que participaram da partida, como o total de dano desferido contra torres (atributo *danoemtorre*), o número de vezes em que o jogador auxiliou em confrontos de outros jogadores do time (atributo *assistencias*), identificador para cada um dos seis itens que o herói possuía ao final da partida (atributos *item1* a *item6*), o herói escolhido pelo jogador na partida (atributo *idheroi*), dentre outros. Por fim, a tabela “habilidades” registra as escolhas de habilidades de cada herói, juntamente com o nível de herói em que elas foram desbloqueadas (atributo *level*) e o tempo em que ocorreram (atributo *tempo*).

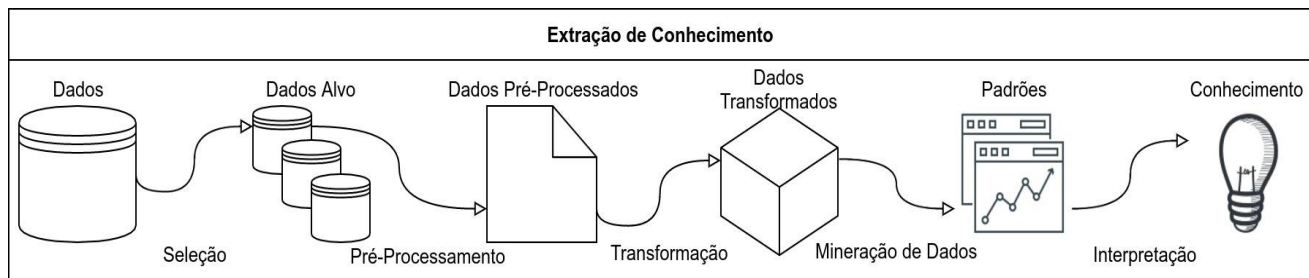


Figura 1. Etapas do processo de mineração de dados utilizado neste trabalho, baseado em [8].

<sup>10</sup> <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

<sup>11</sup> <https://www.mysql.com/>

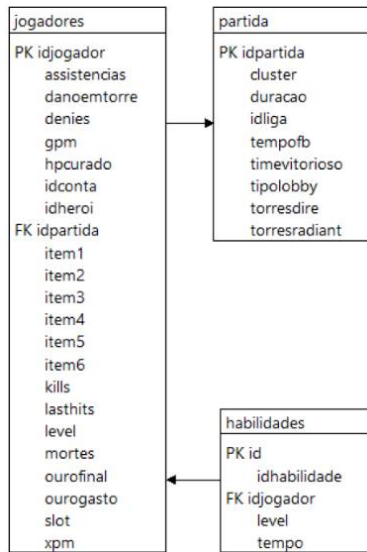


Figura 2. Esquema da base de dados utilizada para armazenar dados das partidas selecionadas, jogadores e escolha de itens e habilidades.

Uma vez que ambos os objetivos da classificação consistem em determinar o time vencedor baseado na escolha de heróis de cada time e na duração da partida, os atributos utilizados no restante do trabalho foram: *timevitorioso*, *idheroi* e *duracao*. Os demais atributos fornecidos pela webAPI não foram utilizados neste trabalho, mas foram pré-processados e limpos para utilização em análises futuras.

#### B. Transformação e Redução dos dados

Para gerar o modelo de classificação que será submetido ao WEKA, cada partida foi convertida para um vetor de binários. Considerando que existe um total de 107 heróis disponíveis no jogo, cada time é representado por esta mesma quantidade de atributos, em que é possível registrar a presença (1) ou ausência (0) de um herói em cada time. O vetor de binários final possui um total de 215 posições, possuindo os dois times (duas vezes as 107 possibilidades) mais a classe. A classe também é representada por um número binário, em que 1 simboliza a vitória do time representado nas primeiras 107 posições do vetor em relação ao segundo time e vice-versa. Por meio dessa representação é possível aplicar a classificação (i) baseada nos heróis que compõem o time e (ii) baseada no tempo total de uma partida, nesse último caso, é adicionado um atributo não binário com o tempo total da partida.

#### C. Mineração dos Dados

Para realizar ambas as classificações, foram utilizados três algoritmos com abordagens distintas: *Naive Bayes*, *k-Nearest Neighbour* (*kNN*) e *Árvore de Decisão* (J48). O algoritmo de *Naive Bayes* é baseado no Teorema de Bayes da inferência estatística, a qual leva em consideração a influência individual de cada atributo no resultado da classificação. Já o *kNN* é um algoritmo de força bruta que compara o registro a ser classificado com todos os demais, buscando pelos *k* registros mais similares, sendo o resultado da classificação a classe predominante. Por fim, o J48 seleciona os atributos mais influentes para determinar uma classe e os organiza em forma de uma árvore de decisão.

#### D. Validação dos resultados

Utilizou-se a validação cruzada para determinar a precisão obtida por cada algoritmo de classificação analisado. Assim, o conjunto de dados foi segmentado em 10 partes, sendo nove para treino e uma para testes, alternando a combinação dessas partes para calcular a precisão média. Adicionalmente, também é coletado o tempo médio de execução de cada algoritmo a fim de verificar sua aplicabilidade. Estes resultados e discussões sobre eles estão presentes na próxima seção.

### V. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesta seção são apresentados e discutidos os resultados obtidos nos dois processos de classificação. Os parâmetros utilizados em cada um deles foram determinados empiricamente, visando maximizar a precisão média. O *kNN* considerou os 100 vizinhos mais próximos, ao passo que J48 teve seu fator de confiança ajustado para 0,1 e seu número mínimo de objetos utilizados na criação de sub-árvores ajustado para cinco folhas. Por fim, o *Naive Bayes* não possui parâmetros ajustáveis. Os resultados são baseados em 123.326 partidas obtidas WebAPI do jogo.

#### A. Classificação baseada nos heróis escolhidos

A Tabela I apresenta a precisão média e o tempo de execução dos três algoritmos de classificação avaliados. Os resultados mostram que o algoritmo de *Naive Bayes* obteve a maior precisão se comparada com as demais. Além disso, também demonstrou um desempenho superior durante a execução da validação cruzada. Em termos de aplicabilidade, os demais algoritmos são muito demorados para serem aplicados durante a preparação de uma partida.

TABELA I. RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO DO TIME VENCEDOR BASEADO NAS ESCOLHAS DE HERÓIS.

Algoritmo	Precisão	Tempo de Execução
<i>Naive Bayes</i>	76,33%	15 segundos
<i>kNN</i>	69,55%	5,5 horas
J48	69,26%	32 minutos

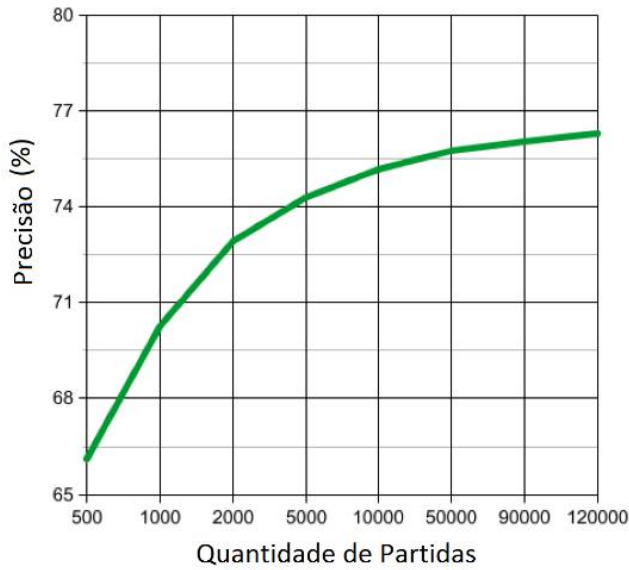


Figura 3. Precisão da classificação do time vencedor, baseado nas escolhas de herói, aplicando *Naive Bayes* sobre diferentes volumes de dados.

Testes adicionais foram realizados com relação a precisão se comparada com diferentes volumes de dados para treino. Usando o algoritmo de *Naive Bayes*, foram classificadas desde 500 partidas até o total de aproximadamente 120.000 partidas. A Figura 3 mostra um gráfico da variação dessa precisão obtida durante a etapa de classificação. Nele é possível notar que, a partir de 10.000 partidas a precisão começa a estabilizar em valores próximos a 77%. Apesar desse valor não ser muito elevado, deve ser considerado que nem sempre o time superior vence uma partida, uma vez que existe a possibilidade de que jogadores cometam erros não esperados durante uma partida.

A partir desses resultados é possível determinar o provável resultado de um jogo baseado na composição dos times. Adicionalmente, também é possível sugerir times superiores ao do adversário ao escolher testar diferentes combinações de heróis até que uma delas seja classificada como vitoriosa. Ao final, também pode-se sugerir heróis para completar um time em formação, dando a liberdade para o jogador selecionar o que mais lhe agrada.

#### B. Classificação baseada no tempo de partida

Similar à análise da seção anterior, foi verificada a identificação do time vencedor com base no tempo de uma partida. A Tabela II mostra a precisão média dos três algoritmos analisados. Novamente o algoritmo de *Naive Bayes* foi melhor em termos de maior precisão e menor tempo de execução. Uma vez que este segundo processo de classificação inclui um atributo adicional, a precisão de cada algoritmo avaliado teve uma leve redução se comparado à Tabela I, porém mantendo o mesmo tempo de execução entre os três algoritmos.

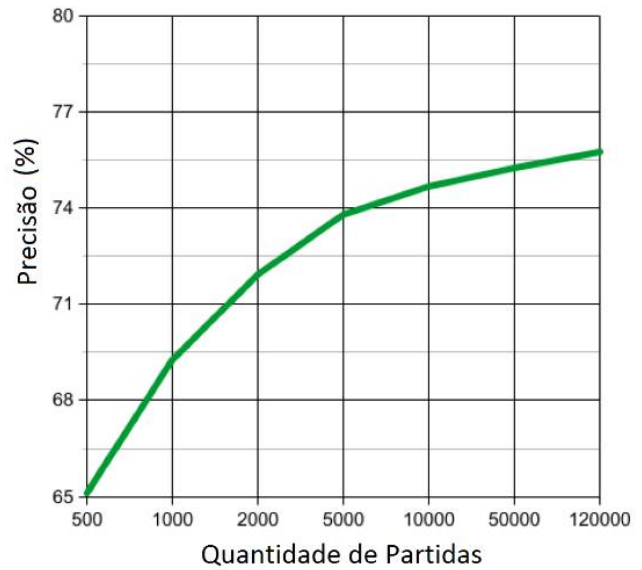


Figura 4. Precisão da classificação do time vencedor, baseado no tempo de partida, aplicando *Naive Bayes* sobre diferentes volumes de dados.

TABELA II. RESULTADOS DA CLASSIFICAÇÃO DO TIME VENCEDOR BASEADO NO TEMPO DE PARTIDA.

Algoritmo	Precisão	Tempo de Execução
<i>Naive Bayes</i>	75,94%	15 segundos
<i>kNN</i>	69,03%	5,5 horas
J48	68,53%	32 minutos

Também foram realizados testes adicionais ao variar o volume de dados utilizado durante o treino. A Figura 4 apresenta estes resultados, sendo o comportamento do gráfico análogo ao da Figura 3. Vale notar que, por conta do atributo adicional, a precisão quando utilizado um pequeno volume de dados diminuiu consideravelmente, sendo em torno de 5%.

Esta segunda análise é interessante para não só sugerir qual time tem vantagem ao outro, mas também direcionar a estratégia utilizada. Caso um time tenha mais chances de vencer um outro nos primeiros 30 minutos de partida, por exemplo, eles devem jogar de forma mais agressiva, a fim de destruir o *Ancient* do inimigo o mais rápido possível. Caso contrário, os jogadores devem adotar uma estratégia mais defensiva, para que resistam durante partida até que tenham passado desses 30 minutos iniciais.

## VI. CONCLUSÕES

Ao longo do desenvolvimento do projeto, fica evidente como a aplicação de técnicas de descoberta de conhecimento e mineração de dados podem ser efetivas usando aplicado em bases de dados referentes a jogos do tipo MOBA. Assim, é possível obter informação que pode ser utilizada para diversos

propósitos, como descoberta de tendências, estratégias e o auxílio ao tomada de decisões. As aplicações utilizadas neste trabalho são apenas algumas das várias possíveis, e caso a tendência do aumento de informações relativas a partidas e competições desses jogos continue, o número de possibilidades tende a aumentar consideravelmente.

Com o crescimento constante dos jogadores de *eSports* e sua presença na mídia, acredita-se que esse tipo de aplicação se torne parte importante do planejamento estratégico de todo time profissional, como já ocorre em esportes tradicionais. Além disso, quanto maior for o público desse tipo de esporte, mais dados tornam-se disponíveis para análise, proporcionando maiores valores de precisão e futuras novas análises.

Como trabalhos futuros, pretende-se explorar mais variáveis, analisando prioridades de itens adquiridos e ordem das habilidades desbloqueadas, e como elas influenciam na partida de forma geral. Também pode-se analisar a sinergia do time na probabilidade de vitória, comparando o desempenho de um time de jogadores amigos entre si contra um time composto por jogadores que não se conhecem, ambos os casos com jogadores

profissionais e experientes, considerando heróis escolhidos e o tempo de duração da partida.

#### REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICA

- [1] Schumaker, R. P., Solieman, O. K., & Chen, H. (2010). Sports data mining: The field. In *Sports Data Mining* (pp. 1-13). Springer US.
- [2] Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
- [3] Schutt, R., & O'Neil, C. (2013). *Doing data science: Straight talk from the frontline*. " O'Reilly Media, Inc."
- [4] Sumathi, S., & Sivanandam, S. N. (2006). *Introduction to data mining and its applications* (Vol. 29). Springer.
- [5] Weber, B. G., & Mateas, M. (2009, September). A data mining approach to strategy prediction. In *Computational Intelligence in Games (CIG)*, 2009. Symposium on IEEE (pp. 140-147).
- [6] Yang, P., & Roberts, D. L. (2013, August). Knowledge discovery for characterizing team success or failure in (a) rts games. In *Computational Intelligence in Games (CIG)*, 2013 Conference on IEEE (pp. 1-8).
- [7] Pobiedina, N., Neidhardt, J., Moreno, M. D. C. C., Grad-Gyenge, L., & Werthner, H. (2013, July). On successful team formation: Statistical analysis of a multiplayer online game. In *IEEE 15th Conference on Business Informatics (CBI)*, 2013 (pp. 55-62).
- [8] Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, 17(3), 37.