

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

**SUPORTE À TOMADA DE DECISÃO
ESTRATÉGICA NO ÂMBITO DE ESPORTS:
O CASO DO LEAGUE OF LEGENDS**

Rodrigo da Luz Barcellos

Porto Alegre, 2017

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

SUPORTE À TOMADA DE DECISÃO
ESTRATÉGICA NO ÂMBITO DE ESPORTS:
O CASO DO LEAGUE OF LEGENDS

Rodrigo da Luz Barcellos

Orientador: Prof. Marcelo Nogueira Cortimiglia, Dr.

Banca Examinadora:

Prof. José Luis Duarte Ribeiro, Dr.

PPGEP / UFRGS

Prof^a. Márcia Elisa Soares Echeveste, Dr^a.

PPGEP / UFRGS

Prof. Rodrigo Dalla Vecchia, Dr.

IME/DMPA/UFRGS

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de
Produção como requisito parcial à obtenção do título de
MESTRE EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

Porto Alegre, 30 de Março de 2017

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora designada pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção.

Prof. Marcelo Nogueira Cortimiglia, Dr.

PPGEP / UFRGS

Orientador

Prof. Flávio Sanson Fogliatto, Dr.

Coordenador PPGEP / UFRGS

Banca Examinadora:

Prof. José Luis Duarte Ribeiro, PhD.

PPGEP / UFRGS

Profa. Márcia Elisa Soares Echeveste, PhD.

PPGEP / UFRGS

Prof. Rodrigo Dalla Vecchia, PhD.

IME/DMPA/UFRGS

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao meu irmão Gabriel pela grande parceria e dedico este trabalho a ele.

Agradeço aos meus pais e à Vó Maria pelo apoio incondicional em todas as etapas da minha vida.

Agradeço ao meu orientador, Marcelo, pelo estímulo a esta pesquisa incomum e especialmente por insistir que eu aprendesse a utilizar novas ferramentas.

Agradeço ao colega Filipe Lucini pelas importantes contribuições a este trabalho.

Agradeço aos meus colegas do PPGE e do Grupo de Pesquisa em Tecnologia e Inovação pelas confraternizações e pelos incentivos durante o curso. Em particular, agradeço aos colegas Alessandro Kahmann, Andres Boelter, Arthur Brum, Daniel Thomé, Henrique Teixeira, Letícia Vieira, Paulo Rodrigo Gall e Victor Todeschini por socorros e dicas importantíssimas para o desenvolvimento desta dissertação.

Agradeço aos professores da banca por suas críticas e contribuições.

E agradeço a todos os amigos que me apoiaram durante o curso de mestrado, em especial, aos colegas da Propesq e aos companheiros de equipe do fLast, do Jaws e do Basquete/UFRGS.

Minha gratidão a todos!

RESUMO

Os jogos eletrônicos se transformaram, nos últimos anos, em um dos principais segmentos da indústria global de entretenimento. Neste segmento, uma prática que tem ganhado importância envolve a competição organizada na forma dos *eSports* (esportes eletrônicos), os quais englobam tanto disputas amadoras quanto ligas e campeonatos profissionais. Entre os títulos de maior sucesso usados em *eSports*, *League of Legends* (LoL) destaca-se por sua popularidade. Porém, apesar da crescente importância do segmento e, em particular, do LoL, a pesquisa acadêmica sobre este tema ainda se encontra incipiente. Assim, este trabalho tem como objetivos: explorar a rede de valor que sustenta o jogo e testar o modelo de fronteira eficiente como ferramenta de suporte à tomada de decisão estratégica em *League of Legends*. O primeiro artigo visa compreender o ecossistema de negócios estabelecido em torno do jogo. Para tanto, o arcabouço teórico de *stakeholders* e modelos de negócios foi empregado, com aplicação das ferramentas de Rede PESTEL e *Business Model Canvas*. Os achados foram validados e complementados por entrevistas realizadas com especialistas. No segundo artigo são avaliados os principais indicadores de desempenho quanto à sua contribuição para a vitória em partidas de alto nível de LoL, os quais podem ser usados como variáveis dependentes em futuras aplicações voltadas à melhoria e otimização de decisões no jogo. Foram coletados dados reais de partidas dos jogadores mais qualificados em 11 servidores durante nove meses, resultando em 7.248.170 registros individuais, os quais foram analisados através do método GEE (*Generalized Estimating Equations*). Os resultados sugerem prevalência de um dos indicadores, o ouro, sobre os demais. O terceiro artigo apoia-se nesta descoberta para adaptar a teoria moderna do portfólio, originalmente concebida no contexto do mercado financeiro, para ser utilizada como suporte à tomada de decisão de seleção de personagens pelas equipes de LoL. Os conceitos de risco e retorno são traduzidos para parâmetros de jogo e uma fronteira eficiente é calculada, a fim de sugerir uma composição ótima de equipe com base no indicador de desempenho identificado no artigo anterior.

Palavras-chave: *eSports*; *League of Legends*; tomada de decisão estratégica; fronteira eficiente de Markowitz; *Generalized Estimating Equations*.

SUMÁRIO

RESUMO	5
LISTA DE FIGURAS	8
LISTA DE TABELAS	9
1 INTRODUÇÃO	10
1.1 Tema e Problema	13
1.2 Objetivos	15
1.3 Justificativa e Relevância	15
1.4 Procedimentos Metodológicos	17
1.5 Delimitação do Estudo	18
1.6 Estrutura da Dissertação.....	20
1.7 Referências Bibliográficas	20
2 ANÁLISE DA REDE DE VALOR DE <i>LEAGUE OF LEGENDS</i>.....	27
2.1 Introdução.....	27
2.2 Referencial teórico.....	29
2.2.1 Análise de ambiente.....	29
2.2.2 Rede de Valor.....	31
2.2.3 Modelo de Negócio.....	32
2.3 Procedimentos metodológicos.....	33
2.4 Resultados e discussão.....	35
2.4.1 Rede PESTEL de League of Legends.....	35
2.4.2 Identificação dos stakeholders.....	39
2.4.3 Rede de valor de League of Legends.....	40
2.4.4 Mapa da Rede de Valor.....	48
2.4.5 Estágios dos Mercados de LoL	52
2.5 Conclusões.....	53
2.6 Referências bibliográficas	54
3 APLICAÇÃO DO GEE PARA IDENTIFICAÇÃO DE INDICADORES DE DESEMPENHO EM <i>LEAGUE OF LEGENDS</i>	61
3.1 Introdução.....	61
3.2 Dinâmica de <i>League of Legends</i>	63
3.3 Generalized Estimating Equations (GEE).....	66
3.4 Procedimentos metodológicos.....	68
3.4.1 Coleta de Dados.....	68
3.4.2 Seleção das Variáveis	69
3.4.3 Tratamento dos Dados	70
3.4.4 Análise Estatística.....	70
3.5 Resultados	71

3.5.1	Momento A (de 0 a 10 Minutos)	71
3.5.2	Momento B (de 10 a 20 Minutos)	72
3.5.3	Momento C (de 20 a 30 minutos)	73
3.5.4	Momento D (de 30 minutos até o fim)	74
3.6	Conclusão	75
3.7	Referências Bibliográficas	76
4	ADAPTAÇÃO DA FRONTEIRA EFICIENTE PARA SELEÇÃO DE CAMPEÕES EM LEAGUE OF LEGENDS	81
4.1	Introdução	81
4.2	A Fronteira Eficiente de Markowitz	84
4.3	Procedimentos metodológicos	88
4.3.1	Adaptação da Fronteira Eficiente	88
4.3.2	Coleta de dados	90
4.4	Resultados e discussão	94
4.5	Conclusões	99
4.6	Referências Bibliográficas	100
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	103
5.1	Conclusões	103
5.2	Contribuições e Sugestões de Pesquisas Futuras	104
	GLOSSÁRIO	106
	APÊNDICE 1- STAKEHOLDERS DE LEAGUE OF LEGENDS, COM VASE NA PESQUISA DE FONTES SECUNDÁRIAS	110
	APÊNDICE 2 - FREQUÊNCIA DE ESCOLHA DAS DÍADES CAPEÃO-POSIÇÃO NO PATCH 6.5	111

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Evolução das premiações de campeonatos de <i>eSports</i>	12
Figura 2 - Análise PESTEL.....	37
Figura 3 - Rede de valor analítica de <i>League of Legends</i>	50
Figura 4 - Rede de Valor Sintética de <i>League of Legends</i>	51
Figura 5 - Distribuição da duração das partidas consideradas	69
Figura 6 – Layout do cenário Summoner's Rift.....	82
Figura 7 - Efeito da correlação na combinação de dois ativos.....	86
Figura 8 - Analogia entre mercado financeiro e <i>League of Legends</i>	89
Figura 9 - Comparação entre o desempenho dos campeões Darius (topo) e Rengar (selva) em função de seus adversários (correlação = -0,22).....	90
Figura 10 - Campeões considerados em cada ciclo de cálculos.....	93
Figura 11 - Fronteiras eficientes para o patch 6.5	95

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Estrutura conceitual de modelos de negócio.....	33
Tabela 2 - Perfil dos entrevistados.....	35
Tabela 3 - Condições ambientais da rede PESTEL.....	36
Tabela 4 - Criticidade dos Stakeholders conforme respostas dos entrevistados	39
Tabela 5 - Estágios dos Mercados de LoL.....	Erro! Indicador não definido.
Tabela 6 - Equação Geral Estimada para o Momento A.....	71
Tabela 7 - Equação Geral Estimada para o Momento B.....	72
Tabela 8 - Equação Geral Estimada para o Momento C.....	73
Tabela 9 - Equação Geral Estimada para o Momento D.....	74
Tabela 10 - Comparação estatística dos grupos 1, 2 e 3	94
Tabela 11 - Taxa de vitória das equipes com a combinação de pelo menos quatro campeões indicados pelo método.....	98

1 INTRODUÇÃO

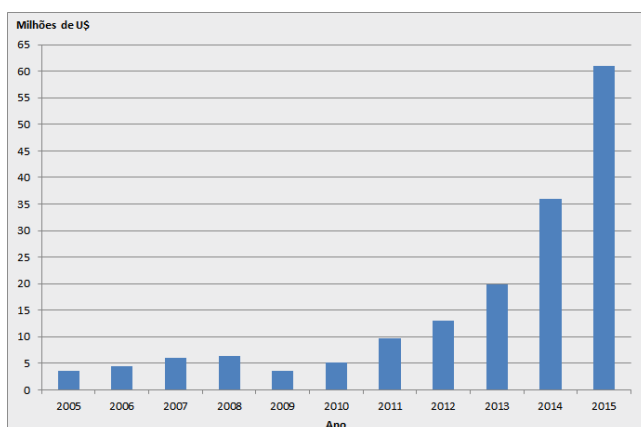
Nas últimas décadas, os jogos eletrônicos emergiram como uma das principais modalidades da indústria de entretenimento mundial. Atualmente, o segmento de jogos eletrônicos já movimenta mais dinheiro que os segmentos cinema e música combinados (VIDOR, 2015; WILLIAMS, 2015). De acordo com a agência SuperData Research, o segmento global de jogos eletrônicos atingiu faturamento anual recorde de U\$ 61 bilhões em 2015 (DICRISTOPHER, 2016) e, segundo, a Digi-Capital, até 2017 deve alcançar o patamar de U\$ 100 bilhões ao ano (SINCLAIR, 2014). Estimativa similar foi feita pela Newzoo, que calculou um mercado global de U\$ 99,6 bilhões em 2016 envolvendo cerca de 2,1 bilhões de jogadores (NEWZOO, 2016).

Ferreira (2015) afirma que o aumento no número de jogadores tem sido fator determinante para a ascensão do setor. Os jogos têm crescido sobretudo em função do interesse do público adulto, com renda própria e, conseqüentemente, com maior capacidade de investimento. Ferguson et al. (2016) indicam que a opinião de adultos mais velhos sobre vídeo games é inicialmente negativa, mas afetada positivamente pelo contato direto os jogos. Segundo pesquisa realizada pela Entertainment Software Association (2016), a média de idade dos jogadores nos Estados Unidos é de 35 anos de idade. Os títulos têm se ajustado ao mercado com temas mais maduros e produções complexas, aproximando-se de narrativas cinematográficas.

Outro fator que tem contribuído para a expansão deste segmento é a popularização de novas tecnologias e plataformas para consumo dos jogos. A difusão do acesso a *smartphones*, computadores pessoais (PCs) e Internet aumenta o número de potenciais consumidores de jogos eletrônicos. De fato, as projeções da Newzoo (2016) destacam o alto crescimento esperado dos segmentos de jogos para dispositivos móveis, tanto em número de jogadores quanto em receitas. O crescente interesse nos jogos e a difusão de novas tecnologias de informação motivou também a criação de modelos de negócio inovativos exclusivamente dedicados ao assunto. É o caso do sítio eletrônico Twitch TV, uma plataforma de transmissão de jogos adquirida em 2014 pela Amazon pelo valor de U\$ 970 milhões (AMADEO, 2014) na qual as partidas de diferentes jogos são transmitidas em tempo real para uma larga audiência de espectadores. A plataforma YouTube Gaming foi criada em 2015 com a mesma proposta (DREDGE, 2015).

Sjöblom e Hamari (2016) indicam que a principal motivação das audiências de jogos eletrônicos é o alívio de tensões, seguido da busca por integração social e desenvolvimento de laços afetivos. Segundo o relatório da empresa de marketing Newzoo (2016), a audiência somada dos diferentes canais de transmissão de jogos eletrônicos em 2016 atingiu um público estimado de 256 milhões de pessoas, sendo 125 milhões de espectadores eventuais e 131 milhões de entusiastas. A Juniper Research estima que o mercado global de transmissão de jogos eletrônicos é de U\$ 1,8 bilhão em 2017 e deve atingir a cifra de U\$ 3,5 bilhões em 2021 (KNAPP, 2017).

Dada a popularidade dos jogos eletrônicos e de suas transmissões, um dos mais importantes desenvolvimentos nesse segmento é a crescente organização das disputas através de ligas ou campeonatos. Existem hoje equipes profissionais que disputam prêmios em dinheiro em competições de jogos eletrônicos de alcance mundial. Marcas globais têm patrocinado times e campeonatos de diversos títulos, dando origem a um fenômeno conhecido como *eSports* (abreviatura do inglês para “esportes eletrônicos”) em analogia aos esportes tradicionais com seus públicos de fãs, entusiastas e atletas, tanto amadores quanto profissionais (MITCHELL, 2015). O conceito já está tão consolidado que o visto de viagem utilizado pelos *e-athletes* (“atletas de jogos eletrônicos”) é o mesmo utilizado por atletas convencionais (USMANI, 2016). Segundo a Newzoo (2015; 2016), o valor total das premiações dos eventos de *eSports* chegou ao valor de U\$ 61 milhões em 2015, representando um aumento de 70% em relação ao ano anterior. Na última década os valores vêm aumentando aceleradamente, com um único ano apresentando diminuição: 2009, após a crise financeira mundial, conforme Figura 1.

Figura 1 - Evolução das premiações de campeonatos de *eSports*

Fonte: adaptado de Newzoo (2015; 2016)

Em meio a este cenário de expansão acelerada dos *eSports*, um destaque é o jogo *League of Legends*, desenvolvido pela empresa Riot Games. O título, lançado em 2008 e ainda o único produto da empresa, tornou-se o jogo eletrônico mais jogado no mundo em 2012 (GAUDIOSI, 2012) e, segundo os relatórios de acompanhamento da rede social Raptr e da agência Super Data, vem se mantendo consistentemente ano após ano entre nas primeiras colocações de popularidade (PAUL, 2016). Atualmente o jogo ultrapassou a marca de 100 milhões de jogadores ativos mensalmente em todo o mundo (KOLLAR, 2016), mantém 12 ligas profissionais regionais e mais três torneios internacionais reunindo os campeões de cada região (RIOT, 2017).

O jogo consiste de uma disputa entre duas equipes de cinco jogadores. Cada equipe possui uma base com uma construção central denominada Nexus. O objetivo principal do jogo é destruir o Nexus adversário. Para tanto, cada jogador controla um personagem (“campeão”) que busca coordenar esforços com seus aliados e alguns NPCs¹ para transpor as defesas inimigas. O mapa usado em competições (*Summoner’s Rift*) divide-se em três rotas, pelas quais tropas de NPCs marcham na direção do Nexus inimigo, e conta ainda com torres utilizadas defensivamente. O jogo possui uma variedade de campeões que podem ser escolhidos pelos jogadores, cada um com características únicas (p. ex. velocidade, força, resistência, capacidade de voar) que

¹ Do inglês *non-playable character*, terminologia utilizada em jogos para se referir a personagens que não são utilizados pelos jogadores.

alteram drasticamente a maneira de jogar. As partidas demoram aproximadamente 30 minutos, mas a dinâmica do jogo vai se alterando durante a partida, demandando ações e decisões estratégicas e táticas diferentes em cada estágio. Uma descrição mais detalhada do jogo pode ser consultada em Ferrari (2013), mas mesmo a breve descrição aqui oferecida sugere a variedade e complexidade que caracteriza uma partida de LoL. E é justamente esta complexidade que abre inúmeras possibilidades de pesquisa acadêmica, cujos resultados podem orientar a tomada de decisão em vários momentos decisivos de uma partida.

1.1 TEMA E PROBLEMA

O segmento de *eSports* e, em particular, o LoL são ricos em possibilidades de exploração científica, porém a pesquisa acadêmica ainda encontra-se incipiente. Grande parte da pesquisa acadêmica sobre jogos eletrônicos é multi- e inter-disciplinar por natureza e concentram-se em temas como mídia, comunicação e psicologia. As produções não acadêmicas são mais comuns (QUANDT et al., 2015). Porém, dada a virtualidade do tema, geralmente são desenvolvidas por entusiastas, apresentadas em sites eletrônicos e seguidamente carecem de rigor metodológico. Temas de pesquisa envolvendo jogos eletrônicos tendem a envolver aspectos psicológicos e cognitivos, o que ecoa as preocupações típicas do grande público e dos formuladores de políticas. Por exemplo, há um grande volume de pesquisa dedicado a compreender o impacto e influência de conteúdos violentos nos jogos na personalidade e no comportamento dos jogadores (UHLMANN, SWANSON, 2004; FERGUSON, 2007; ADACHI, WILLOUGHBY, 2011; FERGUSON et al., 2016). Da mesma forma, a pesquisa acadêmica tenta compreender motivações psicológicas que direcionam adoção e uso de jogos eletrônicos, com vertentes específicas para temas como questões de gênero (JENSON, CASTELL, 2010; BRYCE e RUTTER, 2015; KONDRAT, 2015; FOX, TANG, 2016), influências culturais (QUANDT et al., 2014), causas e características de dependência (KNEER et al., 2014; HYUN et al., 2015; TOKER, BATURAY, 2016) e aplicações educacionais (PARASKEVA et al., 2010; MCCLARTY et al., 2012; SEIBERT, DALLA VECCHIA, 2015).

Um dos principais pontos de contato entre esportes tradicionais e academia é o estudo dos indicadores de desempenho. Regressões numéricas já foram utilizadas em

uma ampla gama de esportes como forma de avaliar o desempenho tanto de atletas como de equipes. Uma das primeiras aplicações do tipo se deu na liga profissional de beisebol dos Estados Unidos e deu origem ao termo *sabermetrics*², o qual se popularizou através do livro *Moneyball: The Art of Winning an Unfair Game*, de Michael Lewis (2003). Desde então, técnicas de análise quantitativas têm sido exploradas com sucesso em muitos outros esportes tradicionais (ROBERTSON et al., 2014; ROBERTSON et al.; 2015; ROBERTSON et al., 2016; SINGH et al., 2015). O cenário dos *eSports*, e especificamente do LoL, é rico de oportunidades para tais aplicações, sobretudo em função da grande disponibilidade de dados gerados e coletados automaticamente durante as partidas (EGLISTON, 2016). Além disso, há diversas técnicas e modelos de análise e otimização de desempenho consolidados em outras áreas de conhecimento que poderiam ser usadas no contexto emergente dos *eSports*. Estudos como os de Teodorescu e Urzeală (2013) e Garner et al. (2016) já buscaram estabelecer relações entre desempenho em esportes tradicionais e desempenho corporativo, mas não há registro de estudos similares no contexto dos *eSports*.

Além disso, estudos de desempenho em ambientes esportivos ou corporativos tipicamente tendem a comparar os desempenhos dos jogadores ou funcionários de maneira isolada ou considerando apenas sua participação no resultado do grupo (p. ex. STEWART et al., 2007; ROBERTSON et al. 2016), mas ainda são escassos os estudos considerando efeitos sinérgicos das partes (p. ex. CLEMENTE et al., 2014). Markowitz (1952, 1959) ganhou o Prêmio Nobel de Economia em 1990 pela sua contribuição à teoria moderna de portfólio, particularmente ao comprovar o benefício da combinação de determinados ativos no resultado consolidado de portfólios de ativos financeiros. Analogamente, membros de um time podem apresentar resultados melhores (ou piores) colaborando em determinados grupos que individualmente. O LoL oferece uma oportunidade muito boa de aplicação deste conceito, pois a combinação das habilidades de diferentes personagens pode ser mais ou menos sinérgica. De fato, muitas equipes profissionais já estão fazendo incursões em análises quantitativas, mas praticamente todas as análises do tipo publicamente disponibilizadas não consideram aspectos de convergência e sinergia entre campeões. A relativa ausência de técnicas de análise

² Termo em inglês originado da sigla SABR - *Society for American Baseball Research*

quantitativa para suporte a tomada de decisão estratégica no LoL desenvolvidos com rigor científico, portanto, é o problema de pesquisa central dessa dissertação.

1.2 OBJETIVOS

Esta dissertação tem como objetivos: explorar a rede de valor que sustenta o jogo e testar o modelo de fronteira eficiente como ferramenta de suporte à tomada de decisão estratégica em *League of Legends*.

Para tanto, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- i. explorar o modelo de negócio e as inter-relações entre os atores no ecossistema do jogo;
- ii. identificar as decisões críticas para os principais atores, com foco especial nas equipes profissionais;
- iii. avaliar os principais indicadores de desempenho de uma equipe quanto à sua contribuição para a vitória em partidas de alto nível de LoL; e
- iv. adaptar e testar os conceitos da teoria moderna do portfólio como técnica de suporte à tomada de decisão de seleção de personagens pelas equipes de LoL.

1.3 JUSTIFICATIVA E RELEVÂNCIA

As justificativas para realização deste trabalho são, em linhas gerais, de dois tipos: práticas e acadêmicas. Do ponto de vista prático, cabe enfatizar que *League of Legends* é um dos principais jogos usados em *eSports*, movimentando grandes recursos financeiros por parte das equipes profissionais para as quais mesmo pequenas melhorias pontuais no desempenho oriundas de uma tomada de decisão qualificada podem representar o diferencial na vitória em uma partida altamente competitiva. Espera-se que esta dissertação seja relevante para as mesmas e que os resultados, ou pelo menos a técnica proposta, ainda possam ser estendidos e/ou ampliados para outros *eSports* e até mesmo esportes tradicionais. Assim, pretende-se fomentar a competitividade e o profissionalismo nos *eSports*, bem como melhorar a experiência da audiência que os acompanha e da comunidade de jogadores amadores que se inspiram nos profissionais.

Em particular, os resultados associados ao objetivo específico (iii) podem ser usados nas transmissões como suporte para a explicação de qual equipe está liderando a partida.

Em linha mais geral, as discussões realizadas ao longo da dissertação podem servir para o desenvolvimento e aperfeiçoamento da comunidade envolvida com o LoL. Dada a forma estruturada dos artigos apresentados, espera-se que eles possam ser úteis, por exemplo, para a explicação do jogo a leigos e para o treinamento de novos jogadores. Neste sentido, vale ressaltar que a própria Riot estimula a produção de material intelectual pela comunidade (p. ex. através do API Challenge³). Este trabalho pode servir como contribuição para os próprios desenvolvedores da empresa ou para desenvolvedores terceiros proporcionarem aplicativos e serviços de qualidade.

Além das justificativas práticas apresentadas, este trabalho também se mostra relevante por um resultado indireto: ele pode servir de estímulo e motivação para aprofundamento no estudo de técnicas quantitativas e modelagem matemática, principalmente por parte do público jovem, tipicamente mais interessado e envolvido com jogos eletrônicos. Exemplos desse tipo de aplicação incluem Drazan et al. (2017), que destacam a utilização de métodos e ferramentas de análise de desempenho no basquete como forma de estimular a educação de ciência, tecnologia, engenharia e matemática, e Seibert e Dalla Vecchia (2015), que defendem a aplicabilidade de LoL para a educação matemática, em particular para modelagem matemática. Espera-se que esta dissertação possa servir de base para outros estudos acadêmicos a serem desenvolvidos.

Academicamente, duas grandes contribuições deste trabalho podem ser apontadas. A primeira diz respeito justamente à inovatividade da proposta como um todo, visto a ainda relativa escassez de pesquisa acadêmica de qualidade que versa sobre os temas de análise de desempenho, otimização e suporte à tomada de decisão estratégica no contexto dos *eSports*. Neste contexto, é importante mencionar também a contribuição do primeiro artigo no sentido de prover um entendimento básico sobre o ecossistema de negócios que suporta o LoL, tema ainda inexistente na literatura. A segunda contribuição acadêmica relevante envolve a inovatividade da aplicação relatada no terceiro artigo referente à analogia do conceito de fronteira eficiente, adaptada da

³ Competição entre desenvolvedores de aplicativos e sites.

literatura de finanças, ao contexto de otimização e suporte à tomada de decisão estratégica.

1.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Seguindo a classificação proposta por Silva e Menezes (2000), a pesquisa reportada nesta dissertação tem natureza aplicada, pois é orientada à geração de conhecimentos dirigidos à solução de problemas específicos de caráter prático-empírico. Este trabalho tem abordagem mista, combinando fontes de dados e procedimentos de análise qualitativos e quantitativos. Inicialmente optou-se por técnicas de coleta e análise de dados qualitativos, como pesquisa bibliográfica e entrevistas com especialistas. Foram usadas também técnicas de coleta e análise de dados quantitativos, conforme descrito a seguir.

A metodologia foi operacionalizada em três etapas, as quais resultaram cada uma em um artigo independente. Cada artigo, contudo, contribui para a investigação desenvolvida no artigo seguinte, mantendo uma sequência lógica entre eles.

O primeiro artigo, baseado em procedimentos de pesquisa qualitativa e de caráter fundamentalmente exploratório, visou compreender a rede de valor estabelecida em torno do jogo *League of Legends*. Para tanto, foram empregados o arcabouço teórico de *stakeholders* e modelos de negócios, com aplicação das ferramentas de Rede PESTEL e *Business Model Canvas* para retratar o ecossistema criado em torno do jogo. Os achados foram validados e complementados por entrevistas realizadas com especialistas de notório conhecimento a respeito de LoL.

O segundo artigo também teve caráter exploratório, mas utilizou procedimentos quantitativos. O objetivo era avaliar os principais indicadores de desempenho quanto à sua contribuição para a vitória em partidas de alto nível de LoL. Foram coletados dados reais de partidas dos jogadores mais qualificados junto a 11 servidores durante nove meses, resultando em 7.248.170 registros individuais a respeito de 16 variáveis (quatro variáveis estratificadas em quatro momentos diferentes de cada partida). Foi aplicado o método GEE (*Generalized Estimating Equations*) para identificar os fatores críticos na determinação dos resultados em uma análise longitudinal.

Por fim, o terceiro artigo propôs uma adaptação da teoria moderna do portfólio, originalmente concebida no contexto do mercado financeiro, para ser utilizada como suporte à tomada de decisão de seleção de personagens pelas equipes no jogo *League of Legends*. Portanto, tem caráter exploratório e prescritivo, utilizando procedimentos quantitativos. Os conceitos de risco e retorno foram traduzidos para os parâmetros do jogo e três alternativas de fronteira eficiente foram calculadas, a fim de sugerir composições ótimas de equipe com base no indicador de desempenho identificado no artigo anterior.

Tanto o segundo como o terceiro artigo compartilham de dados de jogos coletados da plataforma da Interface de Programação de Aplicação (API) disponibilizada pela desenvolvedora Riot Games. Foram listados apenas os jogadores do *tier* (nível) Desafiante, que representam os 200 melhores jogadores de cada servidor e incluem grande parte dos jogadores profissionais e de candidatos a jogar profissionalmente. Essa lista foi coletada em 11 servidores pela primeira vez no dia 01/07/2016 e atualizada em 01/09/2016, resultando em uma relação de 4.400 jogadores. Foram então rastreadas todas as partidas ranqueadas destes jogadores no cenário Vale dos Invocadores no período entre 14/01/2016 (início da 6ª temporada) até 01/09/2016 (ponto de corte da coleta), abrangendo 16 patches completos e parte do patch 6.17, o qual foi descartado por estar incompleto.

Foram coletados dados de 724.817 partidas, totalizando 7.248.170 de registros individuais. Três procedimentos de coleta foram realizados, sendo que o último, que correu em paralelo em três servidores, serviu como validação quanto a erros durante o processo, visto que não houve nenhuma divergência entre os dados coletados em diferentes computadores. Uma última auditoria foi feita utilizando o software Power BI para analisar estatisticamente os dados coletados. Entre as análises foram realizadas provas reais como a verificação da igualdade de vitórias de derrotas e da quantidade de mortes e abates. Não foram identificadas inconsistências.

1.5 DELIMITAÇÃO DO ESTUDO

A delimitação mais óbvia diz respeito à escolha do jogo objeto de estudo na dissertação. Trata-se de um jogo eletrônico com grande impacto comercial e

visibilidade, mas que não necessariamente é representativo dos jogos eletrônicos em geral, ou mesmo da categoria dos jogos online. De fato, Coavoux et al. (2016) discutem a representatividade de determinadas categorias e títulos de jogos estudados pela comunidade acadêmica identificada com o rótulo de *Game Studies* e argumentam que as preferências individuais dos pesquisadores influenciam a escolha dos jogos objeto de estudo. Este é o caso neste presente estudo, embora se possa argumentar que tal escolha se enquadre no critério de conveniência e não tenha prejudicado a imparcialidade da análise. Pelo contrário, a familiaridade do pesquisador com o jogo em estudo foi um fator crítico de sucesso na realização da pesquisa, pois facilitou a identificação e acesso a especialistas na etapa qualitativa e a compreensão das dinâmicas de jogo que foram modeladas na etapa quantitativa. Da mesma forma, o fato do jogo não ser representativo dos jogos em geral não é um detrimento, pois não se alega potencial de generalização dos resultados e conclusões para outros jogos eletrônicos. Quando muito, os resultados sugere-se que os resultados possam ser interpretados em analogia ou como inspiração para análises similares em outros jogos usados em *eSports*.

Com relação às delimitações operacionais, vale ressaltar que na etapa quantitativa foram considerados apenas dados coletados de partidas ranqueadas em um único cenário de *League of Legends*: o Vale dos Invocadores. Esta escolha baseou-se no fato de ser o mapa mais utilizado em partidas recreativas e o único utilizado nas competições oficiais. Outros cenários e modos de jogo devem, em função da natureza distinta das regras e estilos de jogo, apresentar resultados divergentes daqueles reportados neste trabalho.

Também é importante ressaltar que foram analisadas as estatísticas das partidas de jogadores contribuindo individualmente para equipes formadas pelo algoritmo automático do jogo para as partidas, e não como parte de suas eventuais equipes habituais, profissionais ou amadoras. Este algoritmo conduz os jogadores a formar equipes com membros aleatórios de nível equivalente. Logo, os jogadores não compartilham de rotina de treino juntos. Isto representa uma limitação, pois um time profissional possibilita treinos e o conhecimento mútuo dos companheiros de equipe e permite relações e ganhos de aprendizado que não foram considerados neste trabalho.

Outra delimitação do estudo consiste na análise de apenas parte da 6ª temporada: de 14 de janeiro de 2016 (início da temporada, patch 6.1) até dia 1º de

setembro (ponto de corte, patch 6.17). A extensão da mesma para outras temporadas ou para os patches seguintes poderia conduzir a outras descobertas.

Apesar de buscar analisar jogos de todos os servidores disponíveis, não foi possível o acesso a dados dos servidores China e Sudeste Asiático. Isso se deu porque esses servidores são controlados diretamente pela empresa de telecomunicações chinesa Tencent⁴ e suas informações são disponibilizadas somente na rede de computadores nacional. Os demais servidores seguem sob administração da Riot Games e têm suas informações disponibilizadas na plataforma de API da desenvolvedora.

Por fim, declara-se que este trabalho foi feito de acordo com os termos de uso estabelecidos pela desenvolvedora do jogo, os quais estabelecem uma série de normativas para a utilização dos dados disponibilizados. Este trabalho tem o objetivo de acessar uma dimensão mais profunda do jogo que dialoga com a ciência. Não há nenhuma espécie de compensação financeira pelo trabalho que está sendo apresentado e o mesmo será divulgado publicamente sem o objetivo de beneficiar nem um grupo específico.

1.6 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação foi dividida em cinco capítulos. No capítulo inicial, foi apresentada a temática, justificativas, objetivos, procedimentos metodológicos e delimitações do estudo. A seguir serão apresentados os capítulos dois, três e quatro, contendo respectivamente, os artigos 1, 2 e 3. No capítulo cinco serão apresentadas as principais conclusões, contribuições e sugestões para trabalhos futuros.

1.7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADACHI P. J. C., WILLOUGHBY T.; The effect of violent video games on aggression: Is it more than just the violence? **Aggression and Violent Behavior**, v. 16, pp. 55–62, janeiro/fevereiro de 2011.

⁴ A empresa, que já detinha a maior parte das ações da Riot Games, comprou totalmente a Riot Games em 2015 (GAUDIOSI, 2015).

AMADEO, R. **Amazon officially buys Twitch for \$970 million, will keep it independent**, 2014. Disponível em: <https://arstechnica.com/gaming/2014/08/amazon-not-google-reportedly-buying-twitch-for-1-billion/>. Acesso em: 6 de mar. 2017.

AMORY, A.; NAICKER, K.; VINCENT, J.; ADAMS, C. The use of computer games as an educational tool: identification of appropriate game types and game elements. **British Journal of Educational Technology**, v. 30, n. 4, p. 311-321, 1999.

BRYCE, J.; RUTTER, J. Killing Like a Girl: Gendered Gaming and Girl Gamers' Visibility. **Handbook of Computer Game Studies**, MIT Press, p. 301-310, 2005.

CLAYPOOL, M.; DECELLE, J.; HALL, G.; O'DONNELL, L. **Surrender at 20? Matchmaking in *League of Legends***. Games Entertainment Media Conference, outubro de 2015.

CLEMENTE, F. M.; MARTINS, F. M. L.; COUCEIRO M. S.; MENDES R. S.; FIGUEIREDO, A. J. Un enfoque usando los métodos de network para caracterizar las interacciones entre los jugadores: Análisis de un juego. **Cuadernos de Psicología del Deporte**, v. 14, n. 3, p. 141-148, 2014.

COAVOUX, S.; BOUTET, M.; ZABBAN, V. What We Know About Games. **Games and Culture**, Novembro de 2016.

DRAZAN, J. F.; LOYA, A. K.; HORNE, B. D.; EGLASH, R. From Sports to Science: Using Basketball Analytics to Broaden the Appeal of Math and Science Among Youth. **Sports Analytics Conference**, março de 2017.

DICRISTOPHER, T. **Digital gaming sales hit record \$61 billion in 2015: Report**, 2016. Disponível em: <http://www.cnn.com/2016/01/26/digital-gaming-sales-hit-record-61-billion-in-2015-report.html>. Acesso em: 7 de mar. 2017.

DREDGE, S. **Google launches YouTube Gaming to challenge Amazon-owned Twitch**, 2015. Disponível em: <https://www.theguardian.com/technology/2015/aug/26/youtube-gaming-live-website-apps>. Acesso em: 6 de mar. 2017.

EGLISTON, B. **Big playerbase, big data: On data analytics methodologies and their applicability to studying multiplayer games and culture**, 2016. Disponível em: < <http://firstmonday.org/ojs/index.php/fm/article/view/6718/5531#p9>>. Acesso em: 22 de mar. 2017.

ENTERTAINMENT SOFTWARE ASSOCIATION. **Essential Facts About the Computer and Video Game Industry.**, 2016. Disponível em: <http://essentialfacts.theesa.com/Essential-Facts-2016.pdf>. Acesso em: 6 de mar. 2017.

FERGUSON C. J.; The Good, The Bad and the Ugly: A Meta-analytic Review of Positive and Negative Effects of Violent Video Games. **Psychiatric Quarterly**, v. 78, pp. 309–316, dezembro de 2007.

FERGUSON C. J., COLON-MOTAS K., ESSER C., LANIE C., PURVIS S., WILLIAMS M.; **The (Not So) Evil Within? Agency in Video Game Choice and the Impact of Violent Content**, 2016.

FERGUSON, C. J.; NIELSEN, R. K. L.; MAGUIRE, R. Do Older Adults Hate Video Games until they Play them? A Proof-of-Concept Study. **Current Psychology**, julho de 2016. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1177/1046878116683521>. Acesso em: 14 de mar. 2017.

FERRARI S. From Generative to Conventional Play: MOBA and *League of Legends*. **Proceedings of DiGRA 2013: DeFragging Game Studies**. Georgia Institute of Technology, Atlanta, Georgia, Estados Unidos, 2013

FERREIRA, M. **Indústria de games supera o faturamento de Hollywood**. Disponível em: <http://www.webnoticias.fic.ufg.br/n/68881-industria-de-games-supera-o-faturamento-de-hollywood>. Acesso em: 6 de mar. 2017.

FOX, J.; TANG, W. T. Women's experiences with general and sexual harassment in online video games: Rumination, organizational responsiveness, withdrawal, and coping strategies. **New Media & Society**, março de 2016.

GAUDIOSI, J. **This Chinese Tech Giant Owns More Than Riot Games**, 2015. Disponível em: <<http://fortune.com/2015/12/22/tencent-completes-riot-games-acquisition/>>. Acesso em: 22 de mar. 2017.

HYUN, G. J.; HAN, D. H.; LEE, Y. S.; KANG, K. D.; YOO, S. K.; CHUNG, U.; RENSHAW, P. F. Risk factors associated with online game addiction: A hierarchical model. **Computers in Human Behavior**, v. 48, p. 708-713, julho de 2015.

JENSON, J.; CASTELL, S. Gender, Simulation, and Gaming: Research Review and Redirections. **Simulation & Gaming**, v. 41, n. 1, pp. 51 – 71, 2010.

KNEER, J.; RIEGER, D.; IVORY, J. D.; FERGUNSON, C. Awareness of Risk Factors for Digital Game Addiction: Interviewing Players and Counselors. **International Journal of Mental Health and Addiction**, v. 12, n. 5, pp. 585–599, outubro de 2014.

KÖLES M.; PÉTER, Z. "Learn to play, noob!": The identification of ability profiles for different roles in an online multiplayer video game in order to improve the overall quality of the new player experience. **7th IEEE International Conference on Cognitive Infocommunications (CogInfoCom 2016)**; Wrocław, Polônia, 2016.

KOLLAR, P. **The Past, Present and Future of League of Legends Studio Riot Games**, 2016. Disponível em <http://www.polygon.com/2016/9/13/12891656/the-past-present-and-future-of-league-of-legends-studio-riot-games>. Acesso em: 3 de março 2017.

KONDRAT, X. Gender and video games: How is female gender generally represented in various genres of video games?. **Journal of Comparative Research in Anthropology and Sociology**, v. 6, n. 1, verão de 2015.

KNAPP, A. Report: *eSports* and game content streaming revenues will rise to \$3.5 billion by 2021. **Forbes**, 14 de Março de 2017. Disponível em <https://www.forbes.com/sites/alexknapp/2017/03/14/report-eSports-and-game-content-streaming-revenues-will-rise-to-3-5-billion-by-2021/#7176ee0e1c3c>. Acesso em: 20 de mar. 2017.

LEWIS, M. **Moneyball: The Art of Winning an Unfair Game**, ISBN 978-0-393-05765-22003, junho de 2003.

MARKOWITZ, H. M. Portfolio selection. **Journal of Finance**, v. 7, n. 1, pp. 77–91, 1952.

MARKOWITZ, H. M. **Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments**. John Wiley, Nova Iorque, NY, 1959.

MCCLARTY, K. L.; ORR, A.; FREY, P. M.; DOLAN, R. P.; VASSILEVA, V.; MCVAY, A. A Literature Review of Gaming Education. **Gaming in Education**, 2012.

MITCHELL, F. **It's official — 'eSports' is in the dictionary**. The Daily Dot, 2015.

NEWZOO. **Global ESports Market in 2015**. Amsterdã, 2015. 10 slides, color. Disponível em: http://www.eSports-conference.com/wp-content/uploads/2015/08/Newzoo_eSports_Conference_Report_Final.pdf. Acesso em: 06 de mar. 2017.

NEWZOO. **2016 Global Games Market Report**. Amsterdam, 2016.

NEWZOO. **Global eSports Market Report: Revenues to Jump to \$463M as US Lead the Way**, 2016. Disponível em: <https://newzoo.com/insights/articles/global-eSports-market-report-revenues-to-jump-to-463-million-in-2016-as-us-leads-the-way/>. Acesso em: 6 de mar. 2017.

PAUL, J. **By The Numbers: Most Popular Online Games Right Now**, 2016. Disponível em: <https://nowloading.co/posts/3916216>. Acesso em: 6 de mar. 2017.

QUANDT T., CHEN V. H., MÄYRÄ F., LOOY J. V.; **(Multiplayer) gaming around the globe? A comparison of gamer surveys in Four Countries**. Routledge, p.23-46, janeiro de 2014.

QUANDT, T.; VAN LOOY, J.; VOGELGESANG, J.; ELSON, M.; IVORY, J. D.; CONSALVO, M.; MÄYRÄ, F. Digital Games Research: A Survey Study on an Emerging Field and Its Prevalent Debates. **Journal of Communication**, v. 65, n. 6, pp. 975-996, dezembro de 2015.

RIOT GAMES, 2017. **LoL eSports**. Disponível em: http://www.lolesports.com/en_US/. Acesso em: 22 de mar. 2017.

ROBERTSON, S.; BACK, N.; BARTLETT, J. D. Explaining match outcome in elite Australian Rules football using team performance indicators. **Journal of Sports Sciences**, 2015.

ROBERTSON, S.; BURNETT, A. F.; GUPTA, R. Two tests of approach-iron golf skill and their ability to predict tournament performance. **Journal of Sports Sciences**, v. 32, pp. 341–1349, 2014.

ROBERTSON, S.; GUPTA, R.; MCINTOSH, S. A method to assess the influence of individual player performance distribution on match outcome in team sports. **Journal of Sports Sciences**, v. 34, n. 19, pp. 1893-1900, 2016.

SEIBERT, L.; DALLA VECCHIA, R. A discussão e a produção de conhecimento matemático no âmbito cultural que envolve o jogo League of Legends, **XIV Conferência Interamericana de Educação Matemática**, Tuxtla, Chiapas, México, 2015.

SILVA, E. L., MENEZES, E. M. **Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação**. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2000, 118p.

SINCLAIR, B. **Mobile could push games to \$100 billion by 2017**, Digi-Capital, 2014. Disponível em: < <http://www.gamesindustry.biz/articles/2014-07-09-mobile-could-push-games-to-usd100-billion-by-2017-digi-capital>>. Acesso em: 7 de mar. 2017.

SINGH, R.; SAIKIA, H.; BHATTACHARJEE, D.; Application of Markowitz Model for Analyzing the Performance of Cricket Teams in Indian Premier League. **Metamorphosis**, v. 14, n.1, pp. 14-24, 2015.

SJOBLÖM, M.; HAMARI, J. Why do people watch others play video games? An empirical study on the motivations of Twitch users. **Computers in Human Behavior**, novembro de 2016.

STEWART, M. F.; MITCHELL, H.; STAVROS, C. Moneyball applied: Econometrics and the identification and recruitment of elite Australian footballers. **International Journal of Sport Finance**, v. 2, p. 231–248, 2007.

TEODORESCU, S.; URZEALĂ, C.; Management Tools in Sports Performance. **Procedia – Social and Behavioral Sciences**, v. 81, pp. 84-88, junho de 2013.

TOKER, S.; BATURAY, M. H. Antecedents and consequences of game addiction. **Computers in Human Behavior**, v. 55, parte B, pp. 668–679, fevereiro de 2016.

UHLMANN, E.; SWANSON, J. Exposure to violent video games increases automatic aggressiveness. **Journal of Adolescence**, v. 27, pp. 41–52, fevereiro de 2004.

USMANI, B. **Is it time for *eSports* gamers to be recognised as athletes?**, 2016. Disponível em: <https://www.theguardian.com/technology/2016/jun/08/eSports-pro-video-gamers-recognised-athletes>. Acesso em: 6 de mar. 2017.

VIDOR, G. **O Mercado de 'games' no mundo fatura mais que cinema e música, somados**, 2015. Disponível em: <http://oglobo.globo.com/economia/o-mercado-de-games-no-mundo-fatura-mais-que-cinema-musica-somados-16251427>. Acesso em: 6 de mar. 2017.

WILLIAMS, D. **Just how big has *eSports* become?** Insider, 2015.

2 ANÁLISE DA REDE DE VALOR DE *LEAGUE OF LEGENDS*

Resumo: No contexto dos *eSports*, um jogo eletrônico se destaca em função de sua popularidade junto a jogadores e entusiastas: *League of Legends*. Porém, um aspecto pouco compreendido deste jogo envolve a solidez de seu ecossistema de valor, a qual é base de seu modelo de negócio. Este artigo emprega ferramentas de análise bem estabelecidas para mostrar como as transações de valor ocorrem entre os *stakeholders* e esclarecer como os modelos de negócios conseguiram monetizar um jogo gratuito. Através de uma adaptação da análise PESTEL, uma descrição das esferas política, ambiental, social, tecnológica econômica e social nas quais o jogo está inserido foi obtida e as relações de causa e efeito entre elas foram identificadas. Um mapa detalhado da rede de valor foi obtido dividindo-se os *stakeholders* em cinco categorias (desenvolvedor primário, comunidade, jogadores profissionais, patrocinadores e canais de transmissão). Entrevistas foram então conduzidas com especialistas para validar os resultados e complementá-los. Entre as principais descobertas destacam-se a identificação de diferentes fases de maturidade para a rede de valor (as quais foram associadas a distintos mercados geográficos) e a importância das ligas e do desempenho das equipes profissionais para a manutenção da solidez da rede de valor.

Palavras-chave: *League of Legends*; e-Sports; rede de valor; modelo de negócio.

2.1 INTRODUÇÃO

Em 2015, o termo *eSports* foi oficialmente adicionado a um reconhecido dicionário de língua inglesa (MITCHELL, 2015). O termo, derivado da abreviatura de *eletronic sports*, é utilizado como analogia aos esportes tradicionais (JENNY et al., 2016) para se referir a competições de jogos eletrônicos nas quais jogadores profissionais competem em ligas e campeonatos organizados, cujas premiações são estimadas em US\$ 71 milhões neste ano e cujas receitas já ultrapassam o valor acumulado de US\$ 252 milhões no mundo (WILLIAMS, 2015). As ligas e campeonatos vêm se multiplicando, expandindo seu alcance e atraindo patrocínios de grandes empresas como Coca-Cola, HBO e American Express (JARVEY, 2015; BURRELL, 2012).

Neste contexto de formação de um novo e importante segmento da indústria do entretenimento, é vital compreender os novos modelos de negócios que se apresentam e estabelecer relações com os modelos já conhecidos. Tassi (2012), Gregory (2015) e Kates e Clapperton (2015) traçam paralelos entre os mercados de *eSports* e de esportes profissionais tradicionais. Apesar das muitas semelhanças, os *eSports* apresentam uma série de peculiaridades, principalmente em razão da virtualidade, que possibilitam relações inteiramente inovadoras do ponto de vista de exploração de negócios.

Entre os diversos títulos de jogos eletrônicos que movimentam este novo segmento, merece destaque o jogo *League of Legends* (LoL), produzido pela empresa norte-americana Riot, em função de sua grande difusão e impacto (CROSBY, 2015). De acordo com os co-fundadores da Riot, o jogo já ultrapassou a marca de 100 milhões de jogadores ativos mensalmente em todo o mundo (KOLLAR, 2016). Em comparação, o último relatório da FIFA de 2006 indica que, na época, o número de praticantes ativos de futebol seria de 265 milhões em todo o mundo (KUNZ, 2007).

Do ponto de vista de negócios, LoL alcançou popularidade em função do modelo *freemium* (LAFRAMBOISE, 2013) que utiliza, no qual o produto ou serviço é oferecido gratuitamente para uso básico, mas atributos e funcionalidades adicionais são disponibilizados sob pagamento (SCHENCK, 2011). Em 2014, estima-se que o jogo tenha passado da marca de US\$ 1 bilhão em receitas (CHALK, 2014). Em função da popularidade e da mecânica do jogo em si, que combina balanço e equilíbrio de regras com um grande número de opções de decisão estratégica e tática, resultando em um alto potencial de competitividade, é natural que LoL seja um dos jogos mais usados nas competições de *eSports*.

A pesquisa acadêmica sobre *eSports* até o momento se concentrou em temas que já vem sendo desenvolvidos na literatura mais ampla de estudos de jogos (*game studies*) (Coavoux et al., 2016), como determinantes e motivações para jogar (p.ex., KAHN et al., 2015; CANTALLOPS, SICILIA, 2016), aspectos de sociabilidade e socialização (p.ex., RIMINGTON et al., 2016; HUGHES et al., 2017), cultura e identidade (p.ex., SEO, 2016), design e projeto de jogos (p.ex., WINN, 2015; FEITOSA et al., 2015) e pesquisas aplicadas como determinantes de dependência (p.ex., NUYENS et al., 2016), questões de gênero (p.ex., RATAN et al., 2015) e marketing (GLUSZAK, 2014). Curiosamente, evidencia-se uma escassez de pesquisa acadêmica abordando, de

modo geral, os *eSports* e, em modo particular, o LoL (e suas interfaces) na perspectiva de negócio. Mesmo os raros artigos publicados em periódicos voltados a negócios costumam ter um forte viés sociológico ou comportamental típico da literatura tradicional de estudos de jogos, como exemplificado pelo estudo de Seo (2016), publicado no *Journal of Business Research*, sobre fatores determinantes de profissionalização em *eSports*.

Dessa forma este artigo, visa compreender os aspectos gerais de negócio associados ao LoL através da identificação dos *stakeholders* envolvidos e as transações de valor entre eles. Para tanto, são realizadas pesquisas em fontes secundárias para compor uma versão inicial do mapa de rede de valor do LoL. Em seguida, o mesmo foi apresentado a especialistas (profissionais, analistas, acadêmicos, consultores, etc.) em um teste empírico do mapa proposto, que foi refinado a partir dos resultados do teste. A principal contribuição deste artigo é no sentido de servir de ponto de partida para outros tantos que devem se seguir tanto no que tange o tema de novos modelos de negócios em *eSports* quanto em relação ao jogo LoL propriamente dito. Traz, portanto, uma contribuição tanto para a literatura de inovação em modelos de negócio quanto à literatura sobre estudos de jogos (*game studies*), em cuja comunidade é particularmente notada a ausência de estudos específicos sobre um jogo de tanto impacto e visibilidade (RIMINGTON et al., 2016; COAVOUX et al., 2016).

2.2 REFERENCIAL TEÓRICO

Nesta seção são apresentados aspectos teóricos referentes a análise de ambiente (2.2.1), rede de valor (2.2.2) e modelo de negócio (2.2.3) de modo a substanciar um arcabouço teórico para a análise proposta neste estudo.

2.2.1 *Análise de ambiente*

Segundo Jonhson et al. (2009), o ambiente é o que fornece às organizações os meios para sua sobrevivência. O conceito de ambiente pode ser entendido como uma ideia mais ampla e abrangente, incluindo fatores macroeconômicos e sociais ou de maneira mais restrita e específica analisando o ambiente mais próximo e específico da organização. Yoshihara (1981) faz esta distinção entre os conceitos de chamando o

primeiro de “ambiente geral” e o segundo de “ambiente direto”. Johnson *et al* (2009) o ambiente de negócios e três camadas, sendo: (i) macro-ambiente, nível mais abrangente; (ii) indústria ou setor, nível intermediário; e (iii) competidores, nível mais próximo e específico das atividades da organização. Uma terceira terminologia é adotada por Müller (2013), na qual o ambiente mais abrangente recebe a denominação de Ambiente Externo Remoto (Sistêmico), e aquele mais próximo da organização é denominado Ambiente Externo Próximo (Estrutural). Ao longo deste trabalho será utilizada esta última terminologia: Ambiente Externo Sistêmico e Ambiente Externo Estrutural, complementado pelo conceito do Ambiente Interno.

Uma das ferramentas estratégicas mais difundidas para condução de análise de ambiente é a análise PESTEL, que orienta a análise das dimensões Política, Econômica, Sociocultural, Tecnológica, Ambiental e Legal. Ela serve como ferramenta para o entendimento e análise do ambiente externo sistêmico, auxiliando em eventuais decisões para atividades organizacionais (AGUILAR, 1967). Além disso, os dados que a análise levanta poderão ser utilizados na previsão de eventos e circunstâncias futuras (YÜKSEL, 2012). Tovstiga e Aylward (2008), entretanto, contestam a usabilidade do método para definição de estratégias, sugerindo a necessidade de entender as relações de causa-e-efeito dentre os fatores levantados na análise. Collins (2008) propôs uma derivação da ferramenta de análise PESTEL, denominada Rede PESTEL (*PESTELWebTM*), cuja principal diferença para o método tradicional é a definição de convenção de diagramação dos gráficos e incorporação de indicadores de relações causa e efeito entre as condições sistêmicas identificadas. É necessário considerar que o método Rede PESTEL pode gerar grande esforço de análise. Segundo Collins (2008), porém, ele possibilita focar em elementos-chave do ambiente de forma simples.

De forma geral, análise de ambiente requer que sejam identificados e estudados os atores, ou *stakeholders* que, direta ou indiretamente, atuam no ambiente. Na literatura, há várias definições para o termo *stakeholder*. Hourneaux Junior(2010) apresenta a evolução do conceito de *stakeholders*. Ele afirma que foram identificadas 55 definições diferentes para o termo e destaca aquela utilizada por Freeman (1984, p. 46): “qualquer grupo ou indivíduo que pode afetar, ou é afetado, pelo alcance dos propósitos de uma firma”. Os conceitos são abrangentes quanto aos sujeitos considerados como *stakeholders*, desde que seja contemplado o requisito destes afetarem ou serem afetados

pelas atividades analisadas. Portanto, surge a necessidade da identificação dos *stakeholders* e seu impacto (ROWLEY, 1997). Kumar (2013) indica que o mapeamento de *stakeholders* facilita o entendimento de suas relações e como é extraído o valor destas.

Hourneaux Junior(2010) utilizou em seu trabalho a classificação de *stakeholders* baseada nos aspectos apresentados no trabalho de Donaldson e Preston (1995), o qual apresenta três níveis complementares e não excludentes de análise: (i) descritivo, que apresenta e explica a situação atual do negócio, bem como sua evolução ao longo do tempo e apresenta uma perspectiva mais externa da parte interessada; (ii) instrumental, que retrata as relações de causa e efeito entre as partes interessadas e reflete as relações de utilidade entre os stakeholders; e (iii) normativo, usado para interpretar o papel das relações e oferecer diretrizes sobre o investidor proprietário da corporação com base em princípios morais e filosóficos. Dado que este trabalho busca realizar uma exploração inicial, a análise não contemplará o nível normativo. Serão abordados apenas os aspectos mais abrangentes.

2.2.2 *Rede de Valor*

Segundo Biem e Caswell (2008), rede de valor é um conjunto de entidades econômicas, conectadas por transferências de ofertas, que suportam a estrutura de uma rede que tem como propósito entregar uma proposição de valor comum a um consumidor final. Já Allee (2008) considera que a rede de valor é composta de três elementos: atores, transações e entregáveis. Para compreender este conceito é necessário um aprofundamento no significado de cada um de seus componentes.

As entidades econômicas (EE) ou atores são os nódulos onde um conjunto de entradas é transformado, através de um conjunto de capacidades e recursos, em ofertas para o restante da rede. As transações por sua vez correspondem ao fluxo de ofertas e entregáveis entre os atores. Elas devem começar em uma EE e acabar em outra. Os conceitos de “oferta” ou “entregável” se referem a qualquer tangível ou intangível que possa ser transferido de uma EE para outra (objetos transferidos em cada transação).

Kothandaraman e Wilson (2001) destacam que a importância dos parceiros e do ambiente nas relações de mercado atuais. Muitos negócios atualmente sustentam-se em relações complexas e trocas bem mais sofisticadas que a dinâmica tradicional de

compra e venda bilateral. Entre as aplicações de mapeamento de redes de valor destaca-se os trabalhos de Donaldson et al. (2006), que utiliza o método em três estudos de caso de desenvolvimento de produtos; de Helander e Rissanen (2005), que avalia a formas de geração de valor em negócios de softwares *open source* (código aberto); de Fjeldstad e Ketels (2006), que aplica o método no suporte a tomada de decisão em uma empresa de seguros; e de Peppard e Rylander (2006) no segmento de telefonia móvel.

2.2.3 *Modelo de Negócio*

O mapeamento de redes de valor é um elemento fundamental para o entendimento de modelos de negócio, sobretudo aqueles cujos mecanismos principais envolvem a articulação de uma rede de atores para criação, entrega, ou captura de valor. A primeira menção ao termo “modelo de negócio” é atribuída a Lewis (1999). Segundo Ovans (2015), originalmente o conceito era fundamentado na ideia de compreender como a empresa obtinha retorno financeiro, sendo muitas vezes confundido com “estratégia”, sem clara delimitação entre os termos. Para alguns autores, como Casadeus-Masanell e Ricart (2010) e Newth (2012), modelo de negócios se refere apenas à criação de valor, enquanto “estratégia” define como o valor é capturado. Johnson et al. (2008), em síntese, definem o termo como “o trabalho a ser feito”. Para Osterwalder (2004), Morris et al. (2005), e Teece (2010), um modelo de negócios descreve a lógica de criação, entrega e captura de valor por parte da organização.

Para retratar as relações de valor entre as organizações e seus clientes foram desenvolvidos diferentes modelos. Newth (2012) apresenta o modelo de negócios baseado em três elementos qualitativos (proposição de valor, recursos estratégicos e dinâmicas/competências) e outros três quantitativos (fontes de receita, estrutura de custos, rentabilidade). Ele ainda afirma que um modelo de negócios apropriado é a combinação adequada de todos estes elementos. Osterwalder e Pigneur (2011) desenvolveram o framework de análise de modelos de negócio mais popular junto a profissionais, denominado Business Model Canvas (BMC), o qual consiste de nove dimensões: (1) proposição de valor, (2) segmentos de clientes, (3) relacionamento com clientes, (4) canais de distribuição, (5) atividades principais, (6) recursos principais, (7) parcerias principais, (8) fontes de receita, e (9) estrutura de custos. Baseado nas contribuições de seus antecessores, Cortimiglia et al. (2015) apresentam um modelo

conceitual (Tabela 1) baseado em cinco dimensões que agregam os elementos do BMC e inclui uma dimensão específica para a articulação de atores em uma rede de valor: (1) proposição de valor, (2) entrega de valor, (3) criação de valor, (4) organização do valor (ao longo de uma rede) e (5) apropriação do valor.

Tabela 1 - Estrutura conceitual de modelos de negócio

Dimensão BM	Parâmetros BM Osterwalder e Pigneur	Descrição
Proposta de Valor	Oferta (BM1)	Grupo de produtos e serviços da empresa que tem valor para os clientes
	Segmentos de Clientes (BM2)	Públicos alvo a serem alcançados pelo BM
Entrega de Valor	Relação com Cliente (BM3)	Conexão estabelecida entre empresa e clientes
	Canais de Distribuição (BM4)	Meios de interagir com clientes e entregar a oferta
Criação de Valor	Atividades Chave (BM5)	Atividades principais para criar valor para os clientes
	Recursos Chave (BM6)	Recursos/Capacidades necessárias para executar atividades principais para gerar valor
Rede de Valor	Rede de Parcerias (BM7)	Cooperação entre duas ou mais empresas para criar um valor coletivo para os clientes
Quantificação do Valor	Receitas (BM8)	Meio que a empresa utiliza para ganhar dinheiro através de diversos mecanismos de receita
	Custos (BM9)	Representação de todos os custos para operar o modelo

Fonte: Cortimiglia et al. (2015)

2.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O presente trabalho se propõe a explorar o modelo de negócio e as inter-relações entre os atores no ecossistema do jogo, a fim de identificar as decisões críticas para os principais atores, com foco especial nas equipes profissionais. Dessa forma, quanto aos objetivos ele se trata de um estudo exploratório. Quanto à natureza, trata-se de pesquisa aplicada com abordagem predominantemente qualitativa. Operacionalmente, a pesquisa se deu iterativamente em etapas: primeiro, com base na análise de dados secundários, os pesquisadores procederam com o desenho de uma primeira versão da rede de valor. Em seguida, os pesquisadores conduziram quatro entrevistas com especialistas de modo a testar empiricamente o mapa gerado quanto à sua completude, abrangência, validade e correspondência com a realidade percebida por cada deles. A cada entrevista os pesquisadores voltavam aos dados secundários e incrementavam o mapa, que era por sua vez testado com um novo entrevistado.

A pesquisa fez uso de fontes de dados primárias e secundárias. As fontes de dados primárias consistem de artigos científicos obtidos junto às bases de dados Scopus e Periódicos CAPES a partir de consultas usando “*League of Legends*” como termos de busca. A busca foi realizada em março de 2017 e restrita a publicações em conferências e periódicos. Do total de 57 artigos encontrados na busca combinada, apenas sete eram artigos anteriores a 2015, o que evidencia o caráter inovador do tema. Quanto às áreas de estudo, 51 artigos eram da área de computação, 11 possuíam abordagem sociológica ou psicológica e nenhum artigo com temática de negócios foi encontrado. Além dos artigos científicos, foram usadas como fontes de informação publicações sobre o jogo, sua desenvolvedora e campeonatos em blogs, revistas, jornais e páginas da *web* criadas e mantidas pela empresa e pela comunidade de entusiastas. Dada a temática relacionada a jogos eletrônicos, a maioria das fontes analisadas possui versões digitais de seus artigos e revistas. Dessa forma para selecionar quais fontes seriam consideradas foi utilizada a ferramenta Similar Web para verificar o número de visitas nos seus sites em Novembro de 2016; o ponto de corte para inclusão foi 2 milhões de visitas. Os dados secundários serviram como fonte para o desenho de uma primeira versão do mapa da rede de valor. A escolha das ferramentas usadas para isso balizou-se em Kumar (2013) e nos conceitos de análise de ambiente de Müller (2013). Estipulou-se que pelo menos uma ferramenta seria usada para analisar o Ambiente Externo Sistêmico e outra para o Ambiente Externo Estrutural. Foram escolhidas a Rede PESTEL (macrocenário) e o modelo conceitual de modelos de negócios de Cortimiglia et al. (2015) (microcenário).

Preferiu-se adotar a derivação da análise PESTEL tradicional, pois seu resultado já apresenta de maneira objetiva alguns *insights* decorrentes das condições do ambiente externo. O método estruturado por Kumar (2013), estabelece um roteiro de convergência de informações mais amplas, abstratas e desconexas para ferramentas produtos aplicados a resolver problemas específicos. Para a etapa inicial de organização de um grande volume de informações, a Rede PESTEL será mais adequada por possibilitar integração de informações de contextos distintos. Apesar do ambiente interno de cada *stakeholder* não ser o foco de análise deste trabalho, percebeu-se a necessidade de entender de maneira resumida sua realidade interna para compreender as relações e dinâmicas do mercado. Assim optou-se pela incorporação de um detalhamento das partes interessadas e formulação de uma rede de valor destes atores.

A rede de valor mapeada na primeira etapa foi submetida à apreciação de especialistas em LoL em cinco entrevistas semi-estruturadas, com duração média de 1h45min. O roteiro da entrevista abrangia as seguintes etapas: i) introdução inicial, apresentando o contexto da pesquisa e resultados já obtidos; ii) identificação do entrevistado; iii) perguntas sobre a rede de valor como um todo e sobre a criticidade de cada *stakeholder* e sua afinidade com o entrevistado; iv) perguntas específicas relativas a *stakeholders* mais próximos ao entrevistado; v) perguntas específicas sobre o jogo. Respondentes (Tabela 2) foram selecionados por seu conhecimento acerca do jogo.

Tabela 2 - Perfil dos entrevistados

Entrevistado	Atividade	Currículo
E1	Técnico de Equipe Profissional	Campeão CBLLoL; Participação em Mundial; Joga Lol desde 2012; assiste aproximadamente 10h/dia; contatos e experiência profissional em outras regiões como América do Norte e América Latina.
E2	Técnico e Analista de Equipe Profissional	Campeão CBLLoL; Participação em Mundial; Joga desde 2011 (1a temporada); Assiste aproximadamente 9h/dia; Possui contato e experiência profissional na China e da Europa.
E3	Streamer	Transmite de 4-8 horas diárias de LoL e outros jogos; joga LoL desde 2011; atualmente joga LoL em equipe amadora; assiste LoL todos os dias; administrador de rede e jogador profissional em outro eSport
E4	Funcionário da Riot	Responsável pelo relacionamento com equipes e jogadores profissionais no Brasil; contatos com toda a rede de profissionais do jogo no Brasil; contatos e experiência profissional internacional.

2.4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

2.4.1 Rede PESTEL de League of Legends

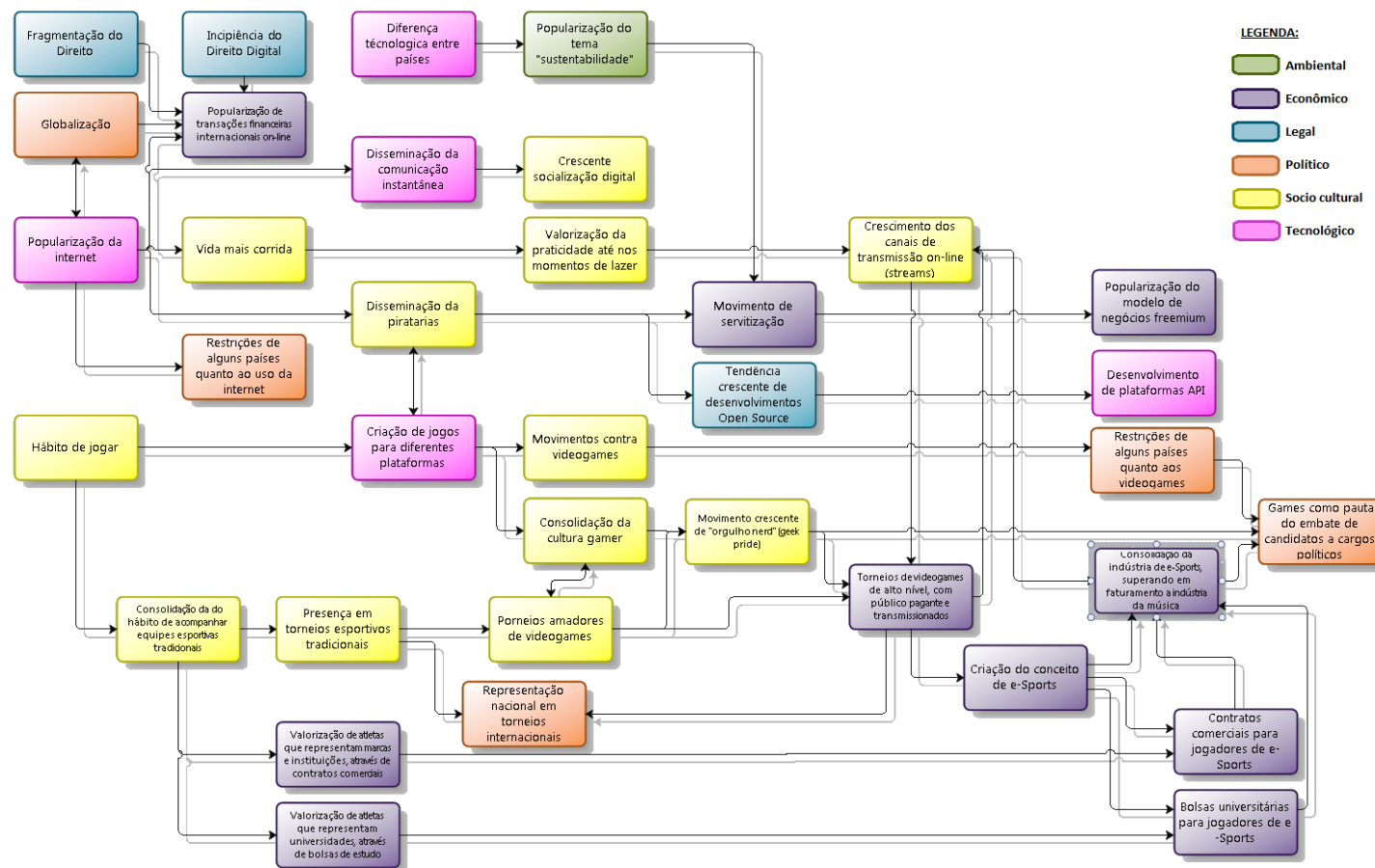
A partir da análise dos artigos acadêmicos e das fontes secundárias, foi elaborada uma rede PESTEL para compreender o ambiente externo sistêmico ao negócio do jogo. A formulação do gráfico permite visualizar algumas das relações que possibilitaram a ascensão dos *eSports* e que tem sustentado o modelo de negócios de LoL. A análise resultou em 37 aspectos do ambiente, conforme Tabela 3 e Figura 2.

Tabela 3 - Condições ambientais da rede PESTEL

Categoria	ID	Condição
Ambiental	A1	Popularização do tema "sustentabilidade"
Econômico	E1	Popularização de transações financeiras internacionais
Econômico	E2	Movimento de servitização
Econômico	E3	Popularização do modelo de negócios <i>freemium</i>
Econômico	E5	Valorização de atletas que representam marcas e instituições, através de contratos comerciais
Econômico	E6	Valorização de atletas que representam universidades, através de bolsas de estudo
Econômico	E7	Contratos comerciais para jogadores de e-Sports
Econômico	E8	Consolidação da indústria de e-Sports, superando em faturamento a indústria da música
Econômico	E9	Torneios de videogames de alto nível, com público pagante e transmissionados
Legal	L1	Fragmentação do Direito
Legal	L2	Incipiência do Direito Digital
Legal	L3	Previsão legal de visto de atletas para jogadores de e-Sports
Legal	L4	Tendência crescente de desenvolvimentos <i>Open Source</i>
Político	P1	Globalização
Político	P2	Representação nacional em torneios internacionais
Político	P3	Games como pauta do embate de candidatos a cargos políticos
Político	P4	Restrições de alguns países quanto ao uso da internet
Político	P5	Restrições de alguns países quanto aos videogames
Sociocultural	S1	Hábito de jogar
Sociocultural	S2	Consolidação da cultura <i>gamer</i>
Sociocultural	S3	Crescente socialização digital
Sociocultural	S4	Disseminação da pirataria
Sociocultural	S5	Crescimento dos canais de transmissão on-line (<i>streams</i>)
Sociocultural	S6	Movimento crescente de "orgulho nerd" (<i>geek pride</i>)
Sociocultural	S7	Consolidação da do hábito de acompanhar equipes esportivas tradicionais
Sociocultural	S8	Presença em torneios esportivos tradicionais
Sociocultural	S9	Torneios amadores de videogames
Sociocultural	S10	Vida mais corrida, valorização da praticidade até nos momentos de lazer
Sociocultural	S11	Valorização da praticidade até nos momentos de lazer
Sociocultural	S11	Movimentos contra videogames
Sociocultural	S12	Criação do conceito de e-Sports
Sociocultural	S13	Demanda por canais de TV aberta com transmissão exclusiva de e-Sports
Tecnológico	T1	Popularização da internet
Tecnológico	T2	Disseminação da comunicação instantânea
Tecnológico	T3	Diferença tecnológica entre países
Tecnológico	T4	Criação de jogos para diferentes plataformas
Tecnológico	T5	Desenvolvimento de plataformas API

Fonte: autoria própria

Figura 2 - Análise PESTEL



Fonte: autoria própria

Analisando a Figura 2, na esfera sociocultural é possível identificar duas linhas de causa-efeitos. A primeira está alinhada com a “digitalização” das relações sociais e do lazer. A segunda está associada ao hábito de jogar, desde esportes tradicionais, quanto videogames. Os torneios de alto nível que originam o conceito de *eSports* surgem exatamente da convergência dessas duas linhas.

Do ponto de vista econômico, também se apresentam duas linhas principais. A primeira aponta as condições ambientais que conduziram ao modelo de negócios denominado *freemium*, no qual um produto ou serviço é oferecido de graça (*free*), mas cujos atributos *premium* são cobrados. Este modelo é consequência de macrotendências relacionadas à sustentabilidade e a um movimento de servitização. Além de possibilitar uma rápida inserção no mercado devido à acessibilidade inicial, este modelo oferece uma resposta eficaz ao problema da pirataria.

A segunda linha da esfera econômica trata da relação analógica dos esportes tradicionais com os *eSports*. Mecanismos de transferência de valores econômicos como contratos de imagem, premiações em campeonatos e até mesmo bolsas de estudo universitárias são fatores econômicos que já existem há muito tempo para esportes clássicos, e dos quais os esportes virtuais se apropriaram para seu modelo de negócio.

Dada a característica digital e virtual dos *eSports*, talvez a esfera tecnológica pudesse ser mais representativa, contudo o negócio de LoL não se apoiou em grandes mudanças e inovações tecnológicas. Pelo contrário, o negócio se fundamentou em uma plataforma amplamente disseminada desde o século passado, os computadores pessoais (PCs), e optou pela internet como canal de distribuição e contato com os clientes. Justamente para permitir a popularização do jogo, não são utilizados sensores de movimento de última geração ou controles (*joysticks*) avançados.

Do ponto de vista político, a influência ainda parece distante do negócio em si, sendo representada apenas pela macrotendência globalização e por opções nacionais anteriores aos próprios *eSports* no que tange ao uso da internet (p. ex. restrição de acesso na China). Contudo em países como a Coreia do Sul, o debate sobre a regulação dos videogames tem posição de destaque. A população se divide entre aqueles que apoiam um aumento da regulação e até mesmo a restrição dos jogos virtuais e aqueles que defendem a independência de controle estatal.

Quanto à esfera legal, justamente pela incipiência do tema, o Direito ainda não consolidou regulamentações a respeito. Já quanto à esfera ambiental, muito pouco tem a ser relacionado com um jogo virtual.

2.4.2 *Identificação dos stakeholders*

A análise do ambiente externo próximo e do ambiente interno resultou na identificação de 29 tipos de partes interessadas, agrupadas em oito grupos genéricos de acordo com sua afinidade. Este produto está apresentado no APÊNDICE 1 e exhibe os tipos de *stakeholders* com respectivos exemplos. Esta tabela foi apresentada no início de cada entrevista. Os entrevistados indicaram quais grupos de *stakeholders* são críticos para o funcionamento da rede e foram instigados a explicar os motivos para isso. Um resumo das respostas segue representadas na Tabela 4.

Tabela 4 - Criticidade dos Stakeholders conforme respostas dos entrevistados

Stakeholders Genéricos	Pesquisa	E1	E2	E3	E4
Comunidade	Consumidor Final				
Desenvolvedores Primários (Riot)	+	+	+	+	+
Desenvolvedores Secundários		-	-	-	-
Profissionais	+	+	+	+	+
Patrocinadores	+				
Canais de Transmissão	+	+	+	+	+
Ligas		+			+
Organizadores de Eventos		-		-	

Fonte: entrevistas realizadas

Os *stakeholders* indicados com símbolo de “+” foram considerados “críticos”, “fundamentais”, “muito importantes para a rede” pelos entrevistados. Já aqueles indicados por “-”, foram considerados “descartáveis”, “menos importantes” ou “periféricos”. Aqueles que permaneceram em branco não foram mencionados na resposta do respectivo entrevistado. Diante destes resultados, optou-se por duas alterações na relação de *stakeholders* a ser estudada.

A primeira foi a demissão dos Organizadores de Eventos e Desenvolvedores Secundários de *stakeholders* para um dos elementos integrantes da Comunidade. A maior parte destes grupos são formados por entusiastas da Comunidade que decidem dedicar seus conhecimentos e afinidade com o jogo para produzir sites, aplicativos e ferramentas ou pequenos negócios e eventos ligados ao jogo. Ambos os casos foram

apontados como extremamente periféricos ao funcionamento da rede, tendo como função apenas a promoção e aumento de visibilidade do jogo.

A segunda mudança foi a realocação das Ligas, originalmente entendidas como entidades independentes e classificadas como *stakeholders*, como elemento da Desenvolvedora Primária, a Riot. Apesar dos dados secundários sugerirem que algumas ligas contam com parcerias em diversas regiões, E4 explicou que a Riot coordena todas as Ligas. A alteração foi realizada por sua recomendação.

Dessa forma, a lista de *stakeholders* a serem aprofundados nas seções a seguir sobre a rede de valor limitou-se a cinco *stakeholders* principais. Sendo eles: 1) Comunidade; 2) Riot ; 3) Canais de Transmissão; 4) Profissionais; e 5) Patrocinadores.

2.4.3 *Rede de valor de League of Legends*

Toda a rede de valor tem uma proposição de valor comum para entregar ao consumidor final. No caso de *League of Legends*, a principal proposta de valor é o entretenimento, que proporciona diversão e prazer, tanto para quem joga, quanto para quem assiste ao jogo. A proposição não é apenas o jogo em si, mas sim um pacote de subprodutos e serviços que são oferecidos por várias entidades da cadeia de valor. Enquanto o jogo é produzido exclusivamente pela desenvolvedora primária, estes derivados do jogo são produzidos por diversos *stakeholders*. O conceito de “empacotar” diferentes elementos de valor em uma única oferta, simplificando o acesso e a distribuição e resultando em um valor combinado maior do que a soma do valor de cada elemento individual na forma de complementaridades é uma das mais tradicionais fontes de valor nos negócios eletrônicos (AMIT e ZOTT, 2001).

Foi identificado que a Riot e os Canais de Transmissão são os *stakeholders* que mantêm um contato mais direto com a Comunidade. Eles entregam o entretenimento que é criado pelos demais. Além de material desenvolvido pelos profissionais da rede, grande parte mídias e produtos é *fanbased*, ou seja, é produzido e consumido pela própria Comunidade.

Conforme Kahn et al. (2015), o jogo tem sucesso em motivar seus jogadores através das seis diferentes categorias da Tipologia do Jogador Troiano. Da perspectiva da socialização, LoL teve muito sucesso em possibilitar contato direto de amigos fora

do jogo e a possibilidade de criar relacionamentos dentro do próprio jogo (MENG et al., 2015). O chat, o sistema de visualização de partidas e o próprio tribunal dos jogadores são algumas das ferramentas criadas pela própria Riot para possibilitar e promover socialização. Vale destacar o efeito inspirador dos jogadores profissionais sob os jogadores amadores. De um lado, essa admiração cativa o fã a aprender mais sobre o jogo e tentar de alguma forma reproduzir algumas das jogadas extraordinárias dos ídolos. De outro, essa situação estimula a comunidade a comprar os produtos, virtuais e físicos (de todos os *stakeholders* da rede) motivados pelas escolhas das celebridades.

Para compreender a rede de valor que sustenta o jogo, é preciso antes definir quem é o consumidor final do jogo. Dentro da classificação dos oito grupos iniciais de *stakeholders*, o consumidor final foi identificado com sendo a Comunidade. Contudo ela não é exclusivamente o recipiente da oferta valor, mas sim parte ativa na co-criação do mesmo. Dada a enorme base de jogadores, todos os demais *stakeholders* utilizam a comunidade como uma fonte de co-criação de valor. Um exemplo desta participação são os fóruns de discussão coordenados pela Riot, nos quais sugestões de melhorias para o jogo são colecionadas e discutidas para serem incluídas nas atualizações futuras. Outro exemplo é o sistema de denúncias embutido no jogo. Através dele os jogadores relatam experiências negativas com colegas jogadores e um Tribunal, também composto por jogadores, julga os casos sujeitos a punição. De outro lado, jogadores com um histórico de bom comportamento recebem prêmios e reconhecimento através de honras dadas pelos parceiros de jogo.

Analisando a Comunidade, esta pode ser dividida entre aqueles que apenas assistem às partidas, aqueles que jogam e ainda aqueles que não jogam nem assistem mas se interessam pelo conteúdo temático de LoL. Segundo Warman (2015), 40% da audiência de *eSports* não jogam o jogo, mas assistem e torcem, eventualmente ou regularmente. Ainda, segundo Newzoo (2016), em 2015 o número de pessoas que assistiram o jogo regularmente mais de uma vez por mês foi de 115 milhões sendo que o número de pessoas cientes do termo “*eSports*” foi de 809 milhões em todo o mundo. Segundo as projeções da empresa, baseadas nas atuais taxas de crescimento, em 2019 esse números devem ser de aproximadamente 215 milhões de entusiastas e 1.5 bilhões de conhecedores do termo. Estes números não são específicos de *League of Legends*, mas retratam a parcela da comunidade que gosta de assistir o jogo.

Quanto ao grupo de jogadores, de acordo com Kollar (2016), em setembro deste ano *League of Legends* chegou a marca de 100 milhões de contas ativas mensalmente, incluindo aqueles que jogam recreativamente e aqueles que jogam partidas competitivas. Para se qualificar para jogar as partidas “ranqueadas”, que valem pontos em uma classificação, é preciso atingir um nível mínimo dentro do jogo. Considerando os 11 servidores que disponibilizam abertamente suas informações, 13.597.181 contas estavam disputando este tipo de partida, e estavam classificadas decrescentemente entre os seguintes *tier*:

- Desafiador: 2.200
- Mestre: 5.752
- Diamante: 281.140
- Platina: 1.184.215
- Ouro: 3.526.527
- Prata: 5.289.025
- Bronze: 3.308.322

Outro *stakeholder* chave identificado nas entrevistas é a desenvolvedora do jogo, a empresa Riot. Sua matriz se localiza em Los Angeles (EUA); globalmente, a empresa mantém 19 escritórios nas regiões com servidores próprios. Atualmente a empresa conta com mais de 1000 funcionários (SNIDER, 2013). A empresa é a única responsável pelo desenvolvimento do jogo e desempenha papel central na rede de valor, operando efetivamente como um *value orchestrator*. *Value orchestration* (ou instrumentação do valor) é a ação de estruturar atividades, agrupar atividades e alavancar atividades com o objetivo de analisar, criar e entregar valor (LINDGREEN et al., 2011). Além da criação e manutenção do jogo em si, a desenvolvedora organiza as ligas profissionais, o que é um valor muito importante para os demais *stakeholders*.

Seu modelo de negócios é um caso de sucesso do modelo *freemium*, onde o produto principal é oferecido gratuitamente, mas cuja monetização se faz através da venda de produtos e serviços extra, sem oferecer vantagem competitiva no jogo. Essas vendas de derivados do jogo têm sido denominadas “microtransações”. As receitas de LoL chegaram a US\$ 1,3 bilhões no ano de 2014 (GAUDIOSI, 2015) e US\$ 1,6 bilhões em 2015 (DICHRISTOPHER, 2016), sendo a maior parte decorrente de microtransações.

Além deste grande diferencial da maioria dos jogos, o LoL também tem seus parceiros como um importante elemento de seu modelo de negócios. Apesar de manter o desenvolvimento do jogo centralizado na estrutura interna da empresa, muitas informações do jogo e de suas atividades são fornecidas abertamente à comunidade através de interfaces de aplicação de programas (API, do inglês *application program interface*) através das quais desenvolvedores secundários conseguem produzir sites e aplicativos com conteúdo e finalidades ricos para a comunidade.

A empresa assume papel de pivô na organização da cadeia do negócio, ligando parceiros e fomentando suas produções e entregas aos consumidores finais. Ela utiliza diversos canais de contato com a comunidade. O principal é o Cliente, nome dado ao programa utilizado para jogar LoL. Os canais de transmissão são muito acionados para transmissão dos jogos ou divulgações de conteúdo como lançamentos dentro do jogo e atualizações.

Um grande diferencial apontado é o fato de todos os funcionários da Riot serem também consumidores do jogo. Conforme E4: “[...] nós [da Riot] entendemos perfeitamente o drama de faltar um ponto para subir de elo ou a felicidade de fazer um *pentakill*⁵, pois jogamos o jogo”. O entrevistado defende que o fato dos funcionários serem jogadores qualifica-os no desempenho de seu trabalho. Há de se ressaltar que este envolvimento também pode ser nocivo, podendo causar, por exemplo, uma homogeneização de experiências da equipe e conseqüentemente dificultando inovações.

Segundo o E4, eles se esforçam para criar produtos que proporcionem “experiências que sejam extraordinárias e memoráveis, para seus colegas e para o restante da Comunidade”. Esta afirmação reflete a forma da empresa de conduzir suas ações pautada pela satisfação do cliente.

Já o *stakeholder* Profissionais abrange indivíduos da Comunidade que de alguma forma geram receita, para si ou para outros, através do jogo. É o caso das equipes profissionais, desde os jogadores até os técnicos, consultores, analistas, psicólogos, nutricionistas e *life coaches* (“técnicos de vida”). Também fazem parte deste

⁵ Uma das melhores jogadas possíveis de se fazer em LoL, ocorre quando um jogador abate os cinco oponentes em uma mesma jogada.

grupo os *streamers*⁶, indivíduos que transmitem suas partidas em plataformas como Twitch e que tem sucesso em construir uma audiência, eventualmente chegando ao ponto de atrair patrocinadores ou cobrar pela exibição das transmissões. E, ainda, fazem parte os *shout-casters*, denominação em inglês para os narradores do jogo. A principal distinção dos Profissionais para os demais entusiastas da comunidade é o fato de receberem alguma forma de compensação financeira pelo seu conhecimento e competência acerca do jogo, que usualmente é transformado em visibilidade e reputação e monetizado através de uma diversidade de modelos de negócio. Para a rede de valor, a principal contribuição dos profissionais é a capacidade de cativar e motivar uma grande audiência. Geralmente a admiração do público origina-se na excelência dos profissionais em jogar e seu desempenho em competições, contudo outras motivações também são exploradas. Muitos Profissionais ganham visibilidade por suas piadas e jeito cômico, ou por serem extremamente didáticos e compartilharem seus conhecimentos sobre o jogo. Todos os entrevistados destacaram o valor da “personalidade” dos profissionais. Segundo E1: “Hoje os fãs acompanham muito mais o jogador do que o time. Se o jogador troca de time, o fã passa a torcer pela nova equipe”. Esta afirmação se estendeu até mesmo para o subgrupo dos narradores, visto que outro jogo eletrônico concorrente recentemente recrutou um narrador de LoL na tentativa de cooptar alguns de seus fãs para a outra plataforma.

Dado o interesse da Comunidade, não só no desempenho, mas também nas personalidades dos jogadores, o contato dos jogadores com os espectadores ultrapassa os limites do próprio jogo. O principal canal são as transmissões de jogos, disponibilizados em plataformas como Youtube, Twitch e Azubu. Contudo, grande parte do conteúdo gerado pelos Profissionais chega aos consumidores finais por canais secundários como Facebook, Twitter e Reddit. Em regiões onde o jogo é muito popular, canais na televisão aberta e paga já transmitem partidas. No Brasil, o jogo começa a conquistar espaço em reportagens na Tv Globo (ARAÚJO, 2015) e na transmissão de grandes eventos através do canal SporTV, da televisão a cabo (SporTV.com, 2017).

No caso das equipes profissionais, a maior parte de seus recursos financeiros vem de patrocínios, mas também há apropriação de valor vinda de venda de produtos e

⁶ Cha et al. (2007) definem *streaming* como um contexto participativo de mídias online (como p. ex. Youtube), que possibilitam que os tradicionais consumidores sejam também geradores de conteúdo.

da comercialização da marca das equipes, bem como premiações pela conquista de campeonatos. Os jogadores profissionais geralmente recebem um subsídio dado pela própria Riot mais uma complementação de salário das equipes e parte das eventuais premiações. Segundo Mykles (2016), o valor do subsídio dado pela Riot é de U\$25 mil por ano para cada profissional na América do Norte. Dado que as equipes podem contar com até 10 profissionais, o total oferecido pela desenvolvedora chega a 250 mil dólares, sendo que os custos anuais de uma equipe variam em torno de 1 milhão.

Outro *stakeholder* importante da rede de valor é representado pelos Patrocinadores. Para eles, LoL é uma forma de divulgarem suas marcas, seus produtos e serviços diretamente para um público bem específico: a comunidade de entusiastas do jogo. Os principais exemplos de patrocinadores são empresas de hardwares para computadores (processadores, placas, mouses, teclados, monitores, fones de ouvido) e de serviços de telefonia e internet (GLUSZAK, 2014). Todos estes podem ser considerados patrocinadores endógenos aos *eSports*, visto que de alguma forma se relacionam com jogos eletrônicos. Contudo, nos últimos anos tem crescido o envolvimento de patrocinadores não endógenos, como é o caso de diversas marcas de bebidas e até mesmo a empresa Geico, que lançou uma campanha de seguros de carro contracenando com jogadores de uma equipe profissional de LoL. (PARK, 2015)

Os patrocinadores representam uma importante fonte de recursos financeiros dentro da rede de valor. Para as equipes profissionais, eles representam a principal fonte de receita. Alguns *streamers*, canais de transmissão, organizadores de eventos e até mesmo a Riot também firmam contratos de divulgação.

A Riot possui restrições quanto a patrocínios que envolvam temas inapropriados para menores de idade, como bebidas-alcoólicas, pornografia, cigarro e apostas. Como o jogo é jogado em diferentes países, com regras diferentes com relação a esses temas, são evitadas parcerias que possam afetar negativamente o jogo.

As formas e canais de exposição dos patrocinadores variam. As equipes profissionais geralmente negociam espaços nos uniformes. Algumas equipes e jogadores já estão fazendo propagandas, transmitidas tanto pela TV quanto pela internet. Banners e pôsteres também são comuns em eventos de terceiros e alguns patrocinadores mobilizam eventos inteiros como jogos de exibição, por exemplo. É

comum que os profissionais recebam produtos de graça para que sejam usados em suas *streams* ou em campeonatos, sendo que alguns mencionam periodicamente as marcas em suas transmissões.

Uma contrapartida que os patrocinadores recebem dos profissionais são avaliações técnicas de seus produtos. Marcas de mouses e monitores, por exemplo, utilizam os jogadores profissionais como testadores antes de seus lançamentos. Surpreendentemente, os entrevistados manifestaram visões significativamente distintas entre si a respeito dos patrocinadores. Nenhum dos entrevistados citou o grupo como sendo crítico para a rede, mas três deles apontaram uma importância relativa. E1 afirmou “em termos de entretenimento eles não são ‘super importantes’, mas eles fazem o negócio andar”. E4 afirmou que os patrocinadores não são significantes para a entrega de entretenimento à comunidade, mas que são importantes para manutenção e crescimento das equipes profissionais. Quanto aos patrocínios envolvendo diretamente a Riot no Brasil ele afirma “O CBLol [Campeonato Brasileiro de LoL] ainda não tem patrocinador (...) Talvez nós ainda não estejamos prontos como modelo de negócio sustentável para os patrocinadores”.

A mesma discussão citada anteriormente quanto aos modelo de rejeição ou de franquia, tem alguns reflexos no contexto dos patrocinadores. Um dos principais argumentos em defesa do modelo de franquias é que a possibilidade das equipes serem rebaixadas das ligas principais representa uma grande ameaça para a visibilidade dos patrocinadores. E2 afirmou que patrocinadores são mais importantes em regiões como China e Coréia do Sul, onde a influência e atividade da Riot como centralizadora da rede de valor é menos dominante. A grande audiência nestas regiões possibilitam contratos mais substanciais, o que não ocorre nas demais regiões. Em outras palavras, equipes e jogadores tendem a ocupar o papel central da rede de valor nessas regiões.

Finalmente, há de se considerar o grupo de *stakeholders* composto pelos Canais de Transmissão. A internet é o ambiente primário de interações e os eventos presenciais um segundo canal, sendo que ambos reforçam-se mutuamente (MENG; WILLIAMS; SHENG, 2015). O grupo dos Canais de Transmissão inclui tanto sítios online destinados exclusivamente à transmissão de conteúdo de *eSports* (como Twitch, Youtube Gaming e Azubu) como outros canais secundários (como Facebook, Twitter e

Reddit), e ainda o canais de televisão. São fontes que permitem os entusiastas do jogo terem contato com *streams* e *replays* de seus ídolos e amigos.

Os canais de transmissão são muito importantes na rede de valor de LoL, pois além de articular a distribuição dos conteúdos para os espectadores, possibilitam diversas formas de remuneração para os Profissionais. As principais delas são doações e subscrições, mas também há possibilidades de contratos com jogadores e times. Esta última opção é mais comum em mercados mais maduros, como China e Coréia.

Outro grande valor que estes *stakeholders* geram para a rede é o potencial de atingir interessados exógenos a rede. Os canais dedicados exclusivamente a jogos eletrônicos possibilitam a cooptação de entusiastas de outros *eSports*. Já canais mais genéricos, como o YouTube ou a televisão, possibilitam que pessoas leigas tenham contato com o jogo. Em ambos os cenários, tanto de competição quanto de expansão de mercado, o fato do jogo ser gratuito oferece uma vantagem a oferta de LoL. Por outro lado, E1 destacou a importância dos canais de transmissão secundários para aproximar fãs de seus jogadores favoritos. Os profissionais de LoL conseguem se destacar quando, além de jogarem bem, constroem uma “personalidade” forte e marcante. Canais como Facebook, Twitter e Reddit permitem que a figura pública compartilhe suas opiniões e momentos periféricos ao jogo em si. Isso é valorizado pela Comunidade, pois possibilita uma experiência de contato mais próxima com os ídolos.

Por se tratar de reprodução de imagens, é necessária uma infraestrutura de tráfego e armazenamento de dados robusta. Isto se torna uma barreira de entrada para novos competidores e reserva esta atividade para poucos. Além dos canais citados, o próprio jogo nos últimos anos incorporou uma funcionalidade que permite os jogadores assistirem ao vivo às partidas de seus amigos ou ídolos.

Quanto à apropriação de valor por parte dos Canais de Transmissão, eles capitalizam a partir de partes retiradas das doações e subscrições, através de contratos publicitários colocados entre as transmissões e contratos de imagem firmados diretamente com times e jogadores. O entrevistado 2 destacou uma importante diferença quanto aos contratos de transmissão feitos na Coréia. Lá uma única associação governamental - a *Korean eSports Association (KeSPA)* - representa conjuntamente as equipes e jogadores de todos jogos eletrônicos nas negociações comerciais.

Quanto às transmissões pela televisão aberta e a cabo, aqui no Brasil o jogo começa a ganhar espaço em alguns programas da Globo e já teve as fases finais dos principais campeonatos transmitidos no canal SporTV. Na Coréia do Sul, dois canais de TV a cabo já transmitem exclusivamente *eSports* e programas relacionados aos mesmos, em um modelo muito semelhante aos canais de esportes tradicionais. Segundo Needleman (2016) em dezembro de 2016 a Riot negociou a exclusividade de todos os direitos de transmissão das competições de LoL até 2023 por 300 milhões de dólares com o conglomerado *Major League Baseball Advanced Media* (MLBAM), que inclui entre seus acionistas outras gigantes como Walt Disney e *National Hockey League*.

2.4.4 *Mapa da Rede de Valor*

Além dos conceitos definidos por Biem e Caswell (2008) e Allee (2008), este trabalho sugere a separação das transações tangíveis em remuneradas e gratuitas. Isso se torna oportuno em razão do grande número de trocas não remuneradas. Elas serão representadas no mapa de valor como linhas cheias e tracejadas respectivamente. A transação de intangíveis por sua vez será visualizada na forma de uma linha pontilhada e todas linhas serão acrescidas de uma flecha mostrando de qual EE o ativo está saindo e em qual está chegando, e de cores que representarão sua origem.

Inicialmente foi criada uma rede de valor analítica (Figura 3) a partir das transações identificadas na pesquisa e nas entrevistas realizadas. Além das flechas, as cores foram utilizadas para destacar que alguns *stakeholders* são apenas intermediários de valores originados em outra EE. Assim, utilizou-se a seguinte relação: Comunidade em vermelho, Desenvolvedora em azul, Canais de Transmissão em laranja, Patrocinadores em verde e Profissionais em roxo.

A principal entrega é o entretenimento, um valor intangível. O mesmo pode ser subdividido em dois: o entretenimento de jogar e o entretenimento de assistir. Enquanto o primeiro é entregue exclusivamente pela Riot através do jogo em si, a entrega do segundo é resultado de uma complexa relação entre todos os envolvidos na rede.

Em razão da virtualidade do negócio, do modelo de negócios *freemium* e de a maioria dos canais de transmissão funcionarem com pagamentos facultativos, a rede de valor do LoL apresenta muitas transações intangíveis ou gratuitas. As entregas tangíveis

são feitas principalmente pela Desenvolvedora: o jogo em si e a estrutura inicial à qual os demais *stakeholders* vão se aderindo.

A partir da rede de valor mais completa, foram selecionadas as principais transações e foi formulada uma rede de valor sintética (Figura 4). A mesma possibilitou identificar mais objetivamente quais as principais trocas e dos principais fluxos de valor. Pode-se observar o papel da Riot Games e dos Canais de Transmissão como intermediadores da relação da Comunidade com os Profissionais e Patrocinadores. Considerando os estágios de maturação identificados na seção 1.1.1, na perspectiva da rede de valor, pode-se observar como a rede se estabelece a partir do simples binômio Comunidade/Canais de Transmissão, com pessoas que acompanham o jogo, sem nem mesmo jogá-lo. Posteriormente a Riot estabelece o contato direto com a comunidade local, habilitando também a possibilidade de o jogar. A seguir, os demais *stakeholders* vão inserindo-se e crescendo na rede orquestrada pela Desenvolvedora.

Figura 3 - Rede de valor analítica de *League of Legends*

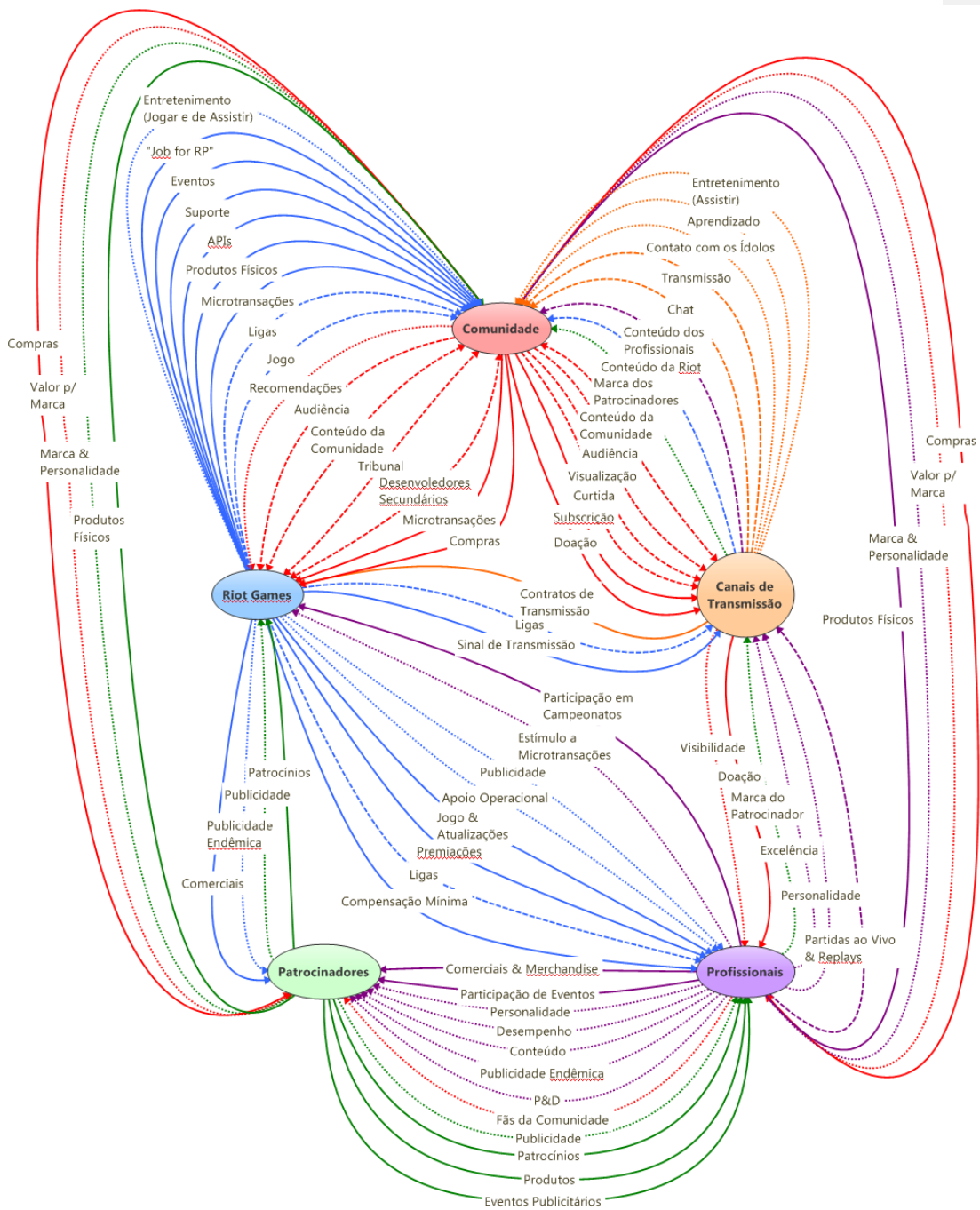
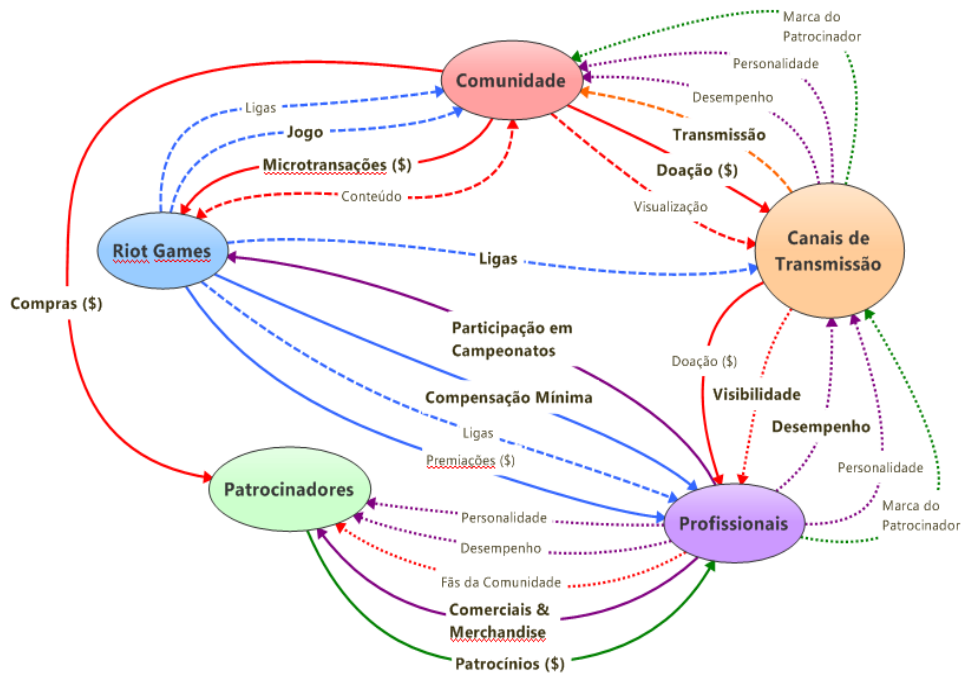


Figura 4 - Rede de Valor Sintética de *League of Legends*

A Desenvolvedora utiliza, principalmente, as ligas profissionais como forma de orquestrar a rede. Estas competições geram oportunidade de trabalho para as equipes profissionais e criam as condições para a exibição de partidas competitivas de alto nível. Os Profissionais utilizam o ambiente competitivo para exibir sua excelência no jogo em grandes apresentações. Isto ocorre principalmente através de performances excelentes e de personalidades cativantes. Estes valores gerados pelos jogadores irradiam para os demais *stakeholders* e colaboram fortemente para a entrega de entretenimento à Comunidade. As fontes de recurso do sistema variam de acordo com o estágio de maturidade do mercado. Nas fases iniciais a rede se apropria principalmente de recursos oriundos da Comunidade, que são distribuídos pela Riot. Em estágios mais maduros, os Patrocinadores passam a ganhar mais importância e injetar recursos financeiros através das equipes profissionais.

2.4.5 *Estágios dos Mercados de LoL*

As pesquisas e entrevistas propiciaram também a identificação de algumas características peculiares a cada estágio de desenvolvimento dos mercados do LoL. A sintetiza algumas das descobertas nesse sentido.

Tabela 5 - Estágios dos Mercados de LoL

Estágio	Exemplos	Características
0. Comunidade Pioneira	África	Os jogadores jogam em servidores distantes. O contato da Comunidade é baseado principalmente na produção de conteúdo de outras regiões. A Riot não tem escritório na região. Não existem profissionais nem patrocinadores locais.
1. Criação do servidor e estímulos aos profissionais locais	Japão, Oceania, América Latina	Riot cria servidor e escritório local. A comunidade começa a ter acesso a conteúdo específico local. As equipes profissionais começam a ser fomentadas principalmente pela desenvolvedora, e com envolvimento pouco significativo dos patrocinadores.
2. Ascensão das Equipes Profissionais	Brasil, Rússia, Turquia	As equipes já possuem uma base de seguidores e torcedores relativamente grande, mas ainda não são capazes de conseguir grandes patrocínios e seguem muito dependentes dos subsídios da Riot.
3. Consolidação dos Patrocínios	América do Norte, Europa	Com uma base de seguidores ainda maior, as equipes conseguem atrair grandes patrocínios, e com isso complementar seu fluxo de caixa, contudo os subsídios da Riot seguem representando grande parcela de suas entradas.
4. Abundância de patrocínios e canais de transmissão	China e Coréia do Sul	As equipes já são verdadeiras empresas, com fluxo de caixa decorrente de contratos de imagem e de venda de produtos e independentes dos subsídios da Riot. Os canais de transmissão e patrocinadores são abundantes e competem entre si pelos contratos com as melhores equipes.

O processo de entrada do jogo em um mercado é marcado por momentos com características bem diferentes entre si. Todas estas fases foram sendo validadas ao longo das entrevistas.

No estágio inicial, os Canais de Transmissão têm uma grande importância por entregar material relacionado ao jogo, antes mesmo de haver um servidor para a Comunidade Local jogá-lo (estágio 0). Naquelas regiões que a Riot observa que existe demanda, são instalados escritórios e servidores (estágio 1). Desde a sua entrada em determinada região a Riot já começa a estimular a formação de equipes profissionais. O estágio 2 é atingido quando estas equipes tornam-se capazes de cativar uma grande base de seguidores, contudo nesta fase os patrocínios ainda não são tão relevantes. O estágio 3 é caracterizado por uma maior independência das equipes em relação à

Desenvolvedora e uma consolidação de patrocínios significativos. A última fase é caracterizada por uma abundância de patrocínios, onde tanto os canais de transmissão e como os patrocinadores competem entre si pelos contratos com as melhores equipes. Nesta última fase a Riot, segue desempenhando o papel de *value orchestrator*, mas sua capacidade de influência é reduzida em função do crescimento dos demais *stakeholders*.

2.5 CONCLUSÕES

O mercado de *eSports* já possui dimensões consideráveis frente às modalidades de esportes tradicionais e vem crescendo em ritmo acelerado. Este trabalho concentrou-se no jogo mais jogado no mundo atualmente, *League of Legends*, para identificar os *stakeholders* participantes e as transações de valor entre eles.

A partir de pesquisas de fontes acadêmicas e secundárias, foram elencados os fatores críticos que conduziram à criação e ao crescimento do mercado de *eSports*. Essa pesquisa possibilitou a criação de uma lista preliminar dos principais *stakeholders* que posteriormente foi avaliada por especialistas através de entrevistas. Suas respostas contribuíram para a validação dos elementos e complementação de informações sobre as inter-relações na rede. Dessa forma, o objetivo principal deste trabalho foi satisfeito.

Com relação à proposição de valor comum, o entretenimento teve seu significado estendido a conceitos que não eram tão claros inicialmente. A Comunidade, como consumidora final da rede, aproveita tanto o entretenimento de jogar o jogo quanto de assistir outras pessoas jogarem.

Também foi constatado que a Comunidade valoriza e acompanha, principalmente, as equipes e jogadores que apresentam bons desempenhos no jogo, mas que a personalidade dos ídolos é um elemento importante. O acompanhamento dos próprios pares, amigos dentro e/ou fora do jogo também é fator relevante.

A rede de valor possibilitou visualizar como os *stakeholders* beneficiam-se através das interações com os demais, com ênfase em diversas relações de cooperação e, em alguns casos, mútua dependência. Também foi possível entender como os *stakeholders* conseguem estabelecer modelos de negócio sustentáveis em um ecossistema caracterizado por tantas transferências de valor não remuneradas.

Um resultado inesperado foi a identificação de diferentes estágios de maturidade da rede de valor em diferentes regiões do mundo. Esses estágios de maturidade ao mesmo tempo condicionam e são caracterizadas por diferentes configurações de modelos de negócio. Por exemplo, o modelo de negócios típico da equipe profissional na Coreia do Sul é caracterizado por apropriação de valor predominante através de patrocínios e contratos remunerados de transmissão, enquanto no Brasil uma equipe profissional se apropria de valor principalmente através dos subsídios da Riot e, em menor escala, de premiações. Como sugestão para trabalhos futuros pode-se incluir a investigação destas distintas configurações de rede de valor regionais e suas implicações nos modelos de negócio de diferentes atores.

2.6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGUILAR, F. J. **Scanning the Business Environment**. The Macmillan Company, 1967.
- ALLEE, V. Value network analysis and value conversion of tangible and intangible assets. **Journal of Intellectual Capital**, v. 9, n. 1, pp. 5-24, 2008.
- AMIT, R.; ZOTT, C. Value Creation in E-business. **Strategic Management Journal**, v. 22, n. 6-7, pp. 493-520, Julho de 2001.
- ARÁUJO, B. **'League of Legends': G1 mostra como foi a final no estádio do Palmeiras**. G1, São Paulo, 9 de agosto de 2015. Disponível em <http://g1.globo.com/tecnologia/games/noticia/2015/08/league-legends-g1-mostra-como-foi-final-no-estadio-do-palmeiras-veja.html>. Acessado em: 22 de março de 2017.
- BIEM, A.; CASWELL, N. A value network model for strategic analysis. **41st Hawaii International Conference on System Sciences**, Havaí, 2008.
- BURRELL, J. **Raising the Stakes: E-Sports and the Professionalization of Computer Games**. The MIT Press, 2012.
- BRYCE, J.; RUTTER, J. **Killing Like a Girl: Gendered Gaming and Girl Gamers' Visibility**. Handbook of Computer Game Studies, MIT Press, p. 301-310, 2005.

CASADESUS-MASANELL, R.; RICART, J. E. From Strategy to Business Models and onto Tactics. **Long Range Planning**, v. 43, n. 2-3, pp. 195-215, 2010.

CASTRONOVA; E.; KNOWLES, I.; ROSS, T. L. Policy questions raised by virtual economies. **Telecommunications Policy**, 2015.

CHALK, A. *League of Legends* has made almost \$1 billion in microtransactions. PC GAMER 2014.

CHA, M.; KWAK, H.; RODRIGUEZ, P.; AHNT, Y. Y.; MOON, S. I tube, you tube, everybody tubes: Analyzing the world's largest user generated content video system. **IMC'07: 2007 7th ACM SIGCOMM Internet Measurement Conference**. São Diego, CA, Estados Unidos; 24-26 de outubro 2007.

Código Civil Brasileiro, artigos 40 - 52. BRASIL, G. F. D. 2002.

COAVOUX, S.; BOUTET, M.; ZABBAN, V. What We Know About Games. **Games and Culture**, Novembro de 2016.

COLLINS, R. **A Graphical Method for Exploring the Business Environment**, 2008.

CORTIMIGLIA, M. N.; GHEZZI, A.; FRANK, A. G. Business model innovation and strategy making nexus - evidence from a cross-industry mixed-methods study. **R&D Management**, 2015.

CORTIMIGLIA, M. N. et al. *Stakeholders* Analysis Tools to Support Open Innovation Process Management a Case Study. **18th International Conference on Engineering Design (ICED11)**. Copenhagen, Dinamarca 2011.

CROSBY, L. A. What a Riot. **Marketing News**, 2015.

DICHRISTOPHER, T. **Digital gaming sales hit record \$61 billion in 2015: Report**. CNBC, 26 de janeiro de 2016. Disponível em <http://www.cnbc.com/2016/01/26/digitalgamingsaleshitrecord61billionin2015report>.

html. Acesso em: 10 de outubro de 2017.

- DONALDSON, T., PRESTON, L.E. The *stakeholder* theory of the corporation: concepts, evidence and implications. **Academy of Management Review**, v. 20, pp. 65–91, 1995.
- FEITOSA, V. R. M.; MAIA, J. G. R.; MOREIRA, L. O.; GOMES, G. A. M. GameVis: Game Data Visualization for the Web. **Computer Games and Digital Entertainment**, 2015.
- FREEMAN, R. E. **Strategic management: a stakeholder approach**. Massachusetts: Pitman, 1984.
- GAUDIOSI, J. **This company is hosting the first ever eSports event at Madison Square Garden**, 2015. Disponível em <http://fortune.com/2015/06/09/riot-games-eSports/>. Acesso em: 3 de mar. 2017.
- GLUSZAK, 2014. **O patrocínio no League of Legends: a relação entre desenvolvedora, patrocinadora e time no League of Legends 2014**. Publicidade e Propaganda, PUCRS, Porto Alegre, 2014.
- GREGORY, S. **Virtual World, Varsity Sport**. TIME 2015.
- HUGHES, C. M.; GRIFFIN, B. J.; WORTHINGTON JR., E. L. A Measure of Social Behavior in Team-based, Multiplayer Online Games: The Sociality in Multiplayer Online Games (SMOG) Scale. **Computers in Human Behavior**, v. 69, pp. 386-395, Abril de 2017.
- JARVEY, N. **YES, 32 MILLION FANS WATCHED THIS EVENT YOU'VE NEVER HEARD OF**. Hollywood Reporter, 2015. ISSN 100059803.
- JIM, D. **eSports and Television Business in the Digital Economy**. 2010.
- JOHNSON, G.; SCHOLES, K.; WHITTINGTON, R. The Environment. In: TIMES, P. H. F. (Ed.). **Fundamentals of Strategy**: Pearson Education Limited, cap. 2, 2009.
- JOHNSON, M. W.; CHRISTEN, C. M.; KAGERMANN, H. Reinventing your Business Model. **Harvard Business Review**, 2008.

HOURNEAUX JUNIOR, F. **Relações entre as Partes Interessadas (Stakeholders) e os Sistemas de Mensuração do Desempenho Organizacional.** (Doutorado). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo. 2010.

JENNY, S.; MANNING, R. D.; KEIPER, P. **eSports: The New Intercollegiate "Athlete"**. Myrtle Beach, 2016. Disponível em: <https://ascue.org/wp-content/uploads/2016/07/Jenny_eSports_ASCUE2016.pdf> - Acesso em 03/03/2017.

KAHN, A. S.; SHEN, C.; LU, L.; RATAN, R. A.; COARY, S.; HOU, J.; MENG, J.; OSBORN, J.; WILLIAMS, D. The Trojan Player Typology: A cross-genre, cross-cultural, behaviorally validated scale of video game play motivations. **Computers in Human Behavior**, v. 49, pp. 354-361, 2015.

KANG, D.; KIM, M. Poisson Model and Bradley Terry Model for Predicting Multiplayer Online Battle Games. **Seventh International Conference on Ubiquitous and Future Networks**, 2015.

KATES, A.; CLAPPERTON, G. Debate - For and Agais E-Sports. **Engineering & Technology**, 2015.

KOLES, M.; PÉTER, Z. "Learn to play, noob!": The identification of ability profiles for different roles in an online multiplayer video game in order to improve the overall quality of the new player experience. **7th IEEE International Conference on Cognitive Infocommunications**, 2016.

KOLLAR, P. **The Past, Present and Future of League of Legends Studio Riot Games**, 2016. Disponível em <http://www.polygon.com/2016/9/13/12891656/the-past-present-and-future-of-league-of-legends-studio-riot-games>. Acesso em: 3 de março 2017.

KUMAR, V. **101 design methods a structured approach for driving innovation in your organization.** 2013.

LAFRAMBOISE, S. **Why Freemium Feels So Damn Good in League of Legends.** Gamasutra, 2013.

LEWIS, M. **The NEW NEW Thing: a Silicon Valley Story**. Nova Iorque, W.W. Norton & Company, 1999. 349p.

LINDGREEN, A.; HINGLEY, M.; GRANT, D.; MORGAN, R. **Value in business and industrial marketing: Past, present and future**. *Industrial Marketing Management*, v. 41, pp. 207-214, 2012.

MENG, J.; WILLIAMS, D.; SHENG C. Channels matter: Multimodal connectedness, types of co-players. **Computer in Human Behavior**, v. 52, pp.190-199, 2015.

MITCHELL, F. **It's official — 'eSports' is in the dictionary**. The Daily Dot, 2015.

MYKLES, C.; **Monte's Musings: Relegations, Franchising, and the Team Revenue Problem in eSports**. ggMonteCristo, 9 de ago de 2016. Disponível em <https://www.youtube.com/watch?v=TVXnZcr7-ws>. Acesso em 22 de março de 2017.

MORRIS, M.; SCHINDEHUTTE, M.; ALLEN, J. **The entrepreneur's business model: toward a unified perspective**. *Journal of Business Research*, v. 58, n. 6, pp. 726-735, 2005.

MÜLLER, C. J. **MODELO DE GESTÃO INTEGRANDO PLANEJAMENTO ESTRATÉGICO, SISTEMAS DE AVALIAÇÃO DE DESEMPENHO E GERENCIAMENTO DE PROCESSOS (MEIO – Modelo de Estratégia, Indicadores e Operações)**. 2013. (Doutorado). Departamento de Engenharia de Produção e Transportes, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)

NEWTH, F. What Is a Business Model? In: PUBLISHING, H.B. (Ed.). **Business Models and Strategic Management: A New Integration: Business Expert Press**, 2012.

NEWZOO. **eSports Awareness Exceeds 1 Billion as New Global & Local Initiatives are Launched**, 11 de Maio de 2016. Disponível em <https://newzoo.com/insights/articles/global-eSports-awareness-exceeds-1-billion-as-new-initiatives-launched/>. Acesso em: 3 de mar. 2017.

NPD Group Inc. (2009). **More Americans play videogames than go out to the movies**. Disponível em: http://www.npd.com/press/releases/press_090520.html

NUYENS, F.; DELEUZE, J.; MAURAGE, P.; GRIFFITHS, M. D.; KUSS, D. J.; BILLIEUX, J. **Impulsivity in Multiplayer Online Battle Arena Gamers: Preliminary Results on Experimental and Self-Report Measures.** Journal of Behavioral Addictions, v. 5, n.2, pp. 351-356, 2016.

OSTERWALDER, A. **The Business Model Ontology - A Proposition in a Design Science Approach.** 2004. (Doutorado em Gestão da Informação). Ecole des Hautes Etudes Commerciales, Universite de Lausanne

OVANS, A. **What Is a Business Model?** Harvard Business Review, 2015.

PARK, P. **GEICO Sponsors Team SoloMid and One Nation of Gamers' Hearthstone Tournaments.** theScore eSports, 3 de junho de 2015. Disponível em <http://www.thescoreesports.com/lol/news/2156-geico-sponsors-team-solomid-and-one-nation-of-gamers-hearthstone-tournaments>. Acesso em: 22 de mar. 2017.

PMI. **Um Guia do Conhecimento em Gerenciamento de Projetos (Guia PMBOK).** INTITUTE, P. M. 2013.

RATAN, R. A.; TAYLOR, N.; HOGAN, J.; KENNEDY, T.; WILLIAMS, D. **Stand by Your Man.** Games and Culture, v. 10, n. 5, pp. 438-462, Janeiro de 2015.

RYAN, RM. M.; RIGBY, C.S.; PRZYBYLSKI, A. **The Motivational Pull of Video Games: A Self-Determination Theory Approach.** Motivation and Emotion, v. 30, n. 4, pp. 344-360, 2006.

RIMINGTON, E.; WEAL, M.; LEONARD, P. **A Theoretical Framework for Online Game Society: The Case of League of Legends.** Proceedings of the 8th ACM Conference on Web Science, pp. 355-357, 2016.

ROWLEY, T. **Moving beyond dyadic ties: a network theory of stakeholder influences.** Academy of Management Review, v. 22, n. 4, pp. 887-910, 1997.

SCHENCK, B. F. **Freemium: Is the Price Right for Your Company?** Entrepreneur 2011.

SEO, Y. **Professionalized consumption and identity transformations in the field of eSports.** Journal of Business Research, v. 69, pp. 264-272, Janeiro de 2016.

SPORTV.COM. **SporTV acerta parceria com a Riot e vai transmitir a temporada do CBLol**. SporTV, São Paulo, SP, 9 de janeiro de 2017. Disponível em <http://sportv.globo.com/site/games/noticia/2017/01/sportv-acerta-parceria-e-vai-transmitir-toda-temporada-de-league-legends.html>. Acessado em: 22 de março de 2017.

TASSI, P. **2012: The Year of eSports**. Forbes, 2012.

TEECE, D. J. **Business Models, Business Strategy and Innovation**. Long Range Planning, v. 43, n. 2-3, pp. 172-194, 2010.

TOVSTIGA, G. and AYLWARD, M. **Strategic Direction. Study Guide**. Henley Business School, 2008.

WARMAN, Peter. **The eSports Economy**, 2015. 22 slides, color. Disponível em: <http://www.igamingbusiness.com/sites/igamingbusiness.com/files/Newzoo_eSports_iGaming_Webinar.pdf>. Acesso em: 3 de mar. 2017.

WILLIAMS, D. **Just how big has eSports become?** Insider, 2015.

WINN, C. **The Well-played MOBA: How DOTA 2 and League of Legends Use Dramatic Dynamics**. Proceedings of the 2015 DiGRA International Conference, v. 12, 2015.

YOSHIHARA, Hideki. Em busca de um conceito compreensivo de comportamento adaptativo estratégico das empresas. In: ANSOFF, H. Igor; DECLERCK, Roger P.; HAYES, Robert L. (Orgs.). **Do planejamento estratégico à administração estratégica**. São Paulo: Atlas, parte 3, pp.113-135, 1981.

YÜKSEL, I. Developing a Multi-Criteria Decision Making Model for PESTEL Analysis. **International Journal of Business Management**, v. 7, n. 24, pp. 52-66, 2012.

3 APLICAÇÃO DO GEE PARA IDENTIFICAÇÃO DE INDICADORES DE DESEMPENHO EM *LEAGUE OF LEGENDS*

Resumo: Neste artigo, o método *Generalized Estimating Equations* (GEE), é aplicado em quatro indicadores de desempenho, para identificar a forma como a contribuição deles para a vitória muda ao longo de cada jogo. Ao dividir as partidas em quatro períodos (0-10min, 10-20min, 20-30min e 30min-final) e incorporar os resultados de cada período nos seguintes, foi possível analisar o modo como o momentum passa de uma equipe para a outra em cada jogo. Os resultados apontam para uma prevalência do Ouro sobre os demais indicadores e demonstram que existe uma importância cumulativa entre períodos imediatamente consecutivos, contudo os resultados iniciais da partida vão perdendo a relevância quando o jogo se prolonga.

Palavras-chave: *League of Legends* (LoL); equações de estimação generalizadas (GEE); indicador de desempenho.

3.1 INTRODUÇÃO

Os jogos eletrônicos se transformaram, nos últimos anos, em um dos principais segmentos da indústria global de entretenimento. Atualmente a indústria de jogos já movimenta mais dinheiro que as indústrias do cinema e da música combinadas (VIDOR, 2015; WILLIAMS, 2015). De acordo com a agência SuperData Research, em 2015 a indústria de jogos eletrônicos atingiu faturamento anual recorde de U\$ 61 bilhões (DICRISTOPHER, 2016) e, segundo, a Digi-Capital, até 2017 deve faturar mais de U\$ 100 bilhões no ano (SINCLAIR, 2014). Entre os vários títulos de jogos eletrônicos existentes *League of Legends* se mostrou um sucesso particular, tornando-se o jogo mais jogado do mundo em 2012, apenas três anos após o seu lançamento, e permanece nesse posto até hoje com mais de 100 milhões de jogadores ativos mensalmente (KOLLAR, 2016).

A difusão dos jogos eletrônicos, aliada aos avanços nas tecnologias de informação e comunicação e na expansão das mídias sociais, impulsionaram o

surgimento de competições organizadas e transmitidas para público interessado. Neste sentido, é comum referir-se a esportes eletrônicos (*eSports*), em cujas competições são disputadas premiações em dinheiro por parte de equipes profissionais. A popularidade dos *eSports*, aliada à natureza competitiva dos jogos eletrônicos levam alguns praticantes ao desejo de melhorar o seu desempenho. No entanto, não é claro como isso pode ser feito, sendo as ferramentas disponíveis para tanto, em sua maioria, qualitativas, como vídeo aulas. Análises quantitativas são disponibilizadas para os jogadores ao final de cada partida e outras tantas são oferecidas em sites especializados, mas a influência desses números na concretização da vitória do time permanece uma incógnita.

Formas de avaliar o desempenho são de importância na tomada de decisões táticas e estratégicas em esportes de equipe (p.ex., STEWART et al., 2007, SKINNER, 2012, TAVANA et al., 2013, BOURBOUSSON et al., 2014, CLEMENTE et al., 2014). Com a devida análise de desempenho, é possível determinar aspectos que merecem mais atenção em treinos e as forças e fraquezas de cada equipe, de modo a orientar decisões estratégicas e táticas em confrontos com adversários (ROBERTSON et al., 2015). Apesar de amplamente utilizados em esportes tradicionais, nos quais indicadores de desempenho como “*Expected Possession Value*” no basquetebol (CERVONE et al., 2016) e rúgbi (KEMPTON et al., 2015) e “*Expected Goal Value*” no futebol (FERNANDO et al., 2015; LUCEY et al., 2015) e no hóquei (MACDONALD, 2012) já estão integrados à terminologia de técnicos e jogadores, a análise de desempenho nos esportes eletrônicos ainda é muito limitada.

De modo geral, a própria pesquisa acadêmica com viés quantitativo sobre *eSports* é ainda incipiente. Aspectos específicos relativos a regras, mecânica e estilo de jogo foram investigados apenas superficialmente, com destaque para os estudos de Claypool et al. (2015) e Myslak e Deja (2015) sobre o mecanismo automático de formação de equipes em LoL, a identificação de estilos de jogo proposta por Koles e Peter (2016) e a proposta de método para previsão de resultado de partidas de Kang e Kim (2015). Ainda assim, cabe ressaltar que esses trabalhos se referem a publicações em conferências, o que enfatiza o aspecto emergente do tema.

De modo específico, cabe enfatizar as dificuldades inerentes em avaliar desempenho em um jogo como LoL. Usando o *framework* conceitual de Chiesi et al. (1979) e os elementos estruturais de jogos (AVEDON, 1981), jogos podem ser descritos

em função de sua estrutura de objetivos, estados e ações. Jogos altamente estruturados, como o xadrez, possuem uma cadeia de objetivos secundários diretamente relacionados com o objetivo principal (p.ex., conquistar peças do adversário de modo a facilitar o xeque-mate), bem como ações de jogo facilmente identificáveis e mensuráveis (p.ex., o registro das movimentações de peças feito turno a turno) que levam diretamente a alterações no estado do jogo (p.ex., a configuração do tabuleiro a cada turno). LoL, ao contrário do xadrez, é um jogo com baixo nível de estruturação em termos de como as múltiplas e complexas ações e interações entre ações individuais levam a alterações no estado do jogo e, conseqüentemente, à consecução de objetivos secundários e, conseqüentemente, à vitória. Portanto, mesmo a determinação de questões aparentemente simples como “quem está ganhando” não é trivial no caso de LoL.

Neste contexto, o objetivo deste artigo é avaliar os principais indicadores de desempenho quanto à sua contribuição com o resultado de vitória em partidas de alto nível de *League of Legends*, o mais popular *eSports* atualmente. Em particular, esta avaliação contemplará o aspecto dinâmico do jogo, cujas partidas serão analisadas em quatro momentos distintos.

Para tanto, este artigo se estrutura da seguinte forma: na seção a seguir (3.2) será apresentada a dinâmica de funcionamento do jogo, a qual será subdividida de acordo com as fases evolutivas de uma partida (para uma descrição mais completa do jogo, ver FERRARI, 2013); a seção 3.3 apresentará os procedimentos metodológicos utilizados; a seção 3.4 apresentará os resultados; e a seção final (3.5) apresentará as conclusões do trabalho.

3.2 DINÂMICA DE *LEAGUE OF LEGENDS*

League of Legends (LoL) consiste de uma batalha virtual entre duas equipes de cinco jogadores (ou “invocadores”), os quais controlam personagens específicos, chamados no jogo de “campeões”. O objetivo principal do jogo é destruir o Nexus adversário. Para tanto cada jogador busca coordenar esforços com seus aliados e alguns NPCs (*non-playable character* ou personagem não-jogável) para transpor as defesas inimigas. O mapa divide-se em três rotas, pelas quais as tropas de NPCs marcham na direção do Nexus inimigo, e conta ainda com torres utilizadas defensivamente. Cada

campeão possui forças, fraquezas, capacidades e habilidades específicas e distintas entre si, as quais são mais ou menos apropriadas para diferentes estilos e etapas de jogo e preferências e habilidades dos jogadores, tanto aliados quanto adversários. Portanto, a determinação inicial da equipe de personagens em uma determinada partida é uma das decisões estratégicas centrais de cada partida.

As partidas de LoL podem ser normais ou ranqueadas. O desempenho nas partidas ranqueadas é registrado nos servidores e serve como base para uma classificação dos jogadores, ou ranking, enquanto as partidas normais servem substancialmente para aprendizado e treinamento. Existem diferentes cenários de jogo, sendo Summoner's Rift ("Vale dos Invocadores") o mais utilizado em partidas recreativas e único utilizado nas competições oficiais. Uma partida no cenário Summoner's Rift envolve a disputa entre duas equipes de cinco jogadores. Cada equipe possui, em sua posição inicial, uma construção central chamada "Nexus". A vitória é atribuída à equipe que conseguir destruir primeiro o Nexus da equipe adversária. Portanto, a disputa requer um equilíbrio de ações ofensivas (com objetivo de atingir o Nexus adversário) e defensivas (para evitar a destruição do próprio Nexus). Os personagens se enfrentam no espaço que separa os dois Nexus, o qual é composto por três rotas (*lanes*). Nas rotas existem estruturas automáticas (torres e inibidores) que facilitam as ações defensivas e atrapalham os atacantes. Para chegar ao Nexus adversário é necessário que todas as torres de uma das rotas tenham sido destruídas e que pelo menos um inibidor esteja destruído. Logo, estas construções são pré-requisito para a vitória e podem ser considerados um objetivo secundário necessário à vitória.

Além do objetivo final (vitória) e dos objetivos secundários, o jogo possui uma diversidade de objetivos periféricos que colaboram, mas que não são necessários para a vitória, tais como abates e assistências em abates de campeões da equipe adversária, abates de monstros neutros e abates de tropas inimigas. Estes objetivos são úteis, pois geram quantidades variadas dos recursos Ouro e Experiência, os quais são usados para potencializar as capacidades dos personagens. Além disso, abater personagens da equipe adversária causa um prejuízo à mesma, na medida em que o personagem abatido retorna à partida na posição inicial da equipe (ou seja, tipicamente longe da ação) e apenas depois de passado um intervalo de tempo (o qual é relativamente baixo no início da partida, mas crescente na medida em que a partida avança)

A estratégia das equipes varia ao longo de uma partida, uma vez que as regras do jogo impõem uma certa sequência de objetivos. É usual dividir uma partida em três fases com características distintas entre si: início do jogo (*early game*), meio do jogo (*mid game*) e fim de jogo (*end game*). Essa divisão, similar à típica divisão de uma partida de xadrez, é amplamente utilizada em transmissões oficiais e faz parte do jargão habitual de jogadores amadores e profissionais. Embora outras divisões já tenham sido propostas na literatura (FERRARI, 2013), a divisão em três fases foi adotada neste artigo em função de sua simplicidade e abrangência.

No *early game*, os jogadores dirigem-se para suas respectivas rotas, onde enfrentam adversários ocupando a posição oposta e buscam arrecadar a maior quantidade de recursos possível. A exceção é o “caçador”, função tipicamente adotada por um dos integrantes da equipe, que não fica restrito a uma posição fixa; em vez disso, ele coleta ouro e experiência através do abate de monstros neutros e faz ocasionais incursões às rotas, criando oportunidades de abater inimigos valendo-se da vantagem numérica. Campeões que se destacam no *early game* normalmente possuem habilidades e atributos com altos valores base e taxa de progressão lenta, o que compromete o desempenho em momentos posteriores da partida.

O *mid game* se caracteriza pela aproximação dos membros das equipes em lugares específicos do mapa para completar objetivos secundários e periféricos, o que eleva as chances de sucesso no caso de um embate direto e provoca reações dos adversários no sentido de mitigar desvantagens numéricas. Contudo, a aproximação dos personagens de uma equipe impacta negativamente os recursos coletados, pois aqueles que os membros obtêm juntos tem seu valor repartido entre os mesmos.

Decisões estratégicas ficam muito mais relevantes nesta etapa. A sinergia e complementaridade de habilidades entre campeões pode motivar os jogadores a manter seus personagens próximos, ao passo que aqueles com a capacidade de cobrir grandes distâncias em um curto espaço de tempo podem preferir manter-se à distância. Da mesma forma, as equipes procuram motivar ou evitar confrontos diretos nesta fase. Quando a composição da equipe não favorece esta fase, ou quando o desempenho da equipe não foi satisfatório no início da partida (de modo que seus participantes estejam, comparativamente aos adversários, menos desenvolvidos), é usual que se evitem

confrontos movimentando a equipe para longe dos adversários, cedendo alguns objetivos em troca de outros acessíveis sem disputa.

No *late game* os campeões atingem seu pleno desenvolvimento e sua ausência em um momento decisivo pode significar a derrota, de forma que, nesta fase, os embates envolvem, normalmente, todos os membros de cada equipe. Estas batalhas de grandes proporções recebem o nome de “lutas de time” (*team fights*), e normalmente decidem o destino do jogo.

Vantagens obtidas no início do jogo, se devidamente capitalizadas, geram consequências nos momentos seguintes do mesmo. Uma equipe que consegue uma vantagem de experiência no *early game* irá dispor de campeões melhores no *mid game*, por exemplo. O efeito de retroalimentação do desempenho de um time recebe o nome de “bola de neve” (*snowball*) no jargão de *League of Legends*.

3.3 GENERALIZED ESTIMATING EQUATIONS (GEE)

Devido à complexidade do jogo e às notáveis diferenças no que tange a importância dos objetivos ao longo do tempo, a criação de um modelo de indicadores que represente razoavelmente o desempenho de uma equipe durante uma partida é desafiador. Cheng et al. (2011) chamam a atenção para o fato de modelos de regressão linear ordinária exigirem independência entre as observações. Esta premissa não pode ser garantida em observações de partidas de LoL, pois um mesmo jogador ou até mesmo uma equipe inteira podem se repetir entre partidas. Serão analisados dados de diversos servidores, de diferentes regiões do mundo, onde o jogo é disputado de diferentes maneiras, tudo isso contribui para a dependência entre observações e não pode ser ignorado na escolha do modelo.

O método GEE (*Generalized Estimating Equations*) é uma espécie do grupo de regressões conhecido como Modelos Lineares Generalizados (*Generalized Linear Model* ou *GLM*). Ele atende satisfatoriamente às necessidades deste estudo, principalmente por sua tolerância à análise de dados intercorrelacionados. Além da possibilidade de aplicar o modelo em dados longitudinais, clusterizados, e com observações não necessariamente independentes, este tipo de regressão permite a fácil

interpretação dos resultados através dos coeficientes “ β ” que desempenham o mesmo papel dos coeficientes em regressões ordinárias (CHENG et al., 2011).

A formulação deste modelo é dada pela fórmula:

$$S_{\beta}(\beta, \alpha) = \sum_{i=1}^N \frac{\partial \mu_{ij}}{\partial \beta} \text{Var}(Y_i)^{-1} \{Y_i - \mu_i\} = 0 \quad (1)$$

Onde:

β são os parâmetros utilizados na regressão;

μ_{ij} é a média determinada do modelo;

i refere-se a determinado sujeito analisado; e

j refere-se ao tempo.

Regressões numéricas já foram utilizadas em uma ampla gama de esportes como forma de avaliar o desempenho tanto de atletas individuais como de equipes. Os primeiros esforços nesse sentido foram aplicados em beisebol, o que conduziu à criação do termo “*sabermetrics*” (neologismo a partir da abreviatura de *Society for American Baseball Research*) utilizado para se referir a estas técnicas. O conceito se popularizou com o livro *Moneyball*, de Michael Lewis, no qual este tipo de análise possibilitou que uma equipe de beisebol tivesse êxito contra equipes que dispunham de um orçamento muito maior.

Aplicações específicas de GEE aparecem tanto na esfera individual quanto coletiva. Goldschmied e Kowalczyk (2014), por exemplo, aplicaram GEE para comparar desempenho de atletas de tiro, enquanto Häggglund et al. (2013) usaram o método para avaliar a influência de contusões no desempenho de equipes de futebol. Robertson et al. (2015) aplicaram os modelos de regressão logística e de árvore de decisão na esfera do futebol australiano. Ao realizar diferentes regressões, os autores foram capazes de especificar quais indicadores de desempenho estavam mais intimamente relacionados com vitórias, fornecendo subsídio científico para o recrutamento de atletas por equipes da Australian Football League.

No caso específico do método GEE, Robertson et al. (2016) aplicam o modelo com êxito também no contexto de atletas de futebol australiano. No estudo conduzido pelos autores, a contribuição individual dos atletas de uma mesma equipe é mensurada e comparada com a probabilidade de vitória, e uma distribuição de desempenho “ideal” é

encontrada. Aplicação similar no mesmo contexto foi reportada por Woods et al. (2016) também fazendo uso de GEE. Os exemplos se estendem também ao golfe, sendo o modelo GEE utilizado para testar a relação entre o desempenho observado em avaliações de habilidade e o desempenho real observado em um campeonato (ROBERTSON et al., 2014). Neste experimento, os autores aplicaram dois testes diferentes em uma amostra de atletas que iriam participar de um torneio, e, através dos resultados obtidos, foi possível verificar a eficácia dos testes em prever o desempenho dos atletas no campeonato. No basquete, Ruiz et al. (2014) investigaram a relação entre concentração da pontuação em alguns poucos integrantes da equipe e o desempenho ofensivo em termos de eficiência; no caso específico, os resultados de modelos lineares e GEE foram equivalentes.

3.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

3.4.1 *Coleta de Dados*

Foram coletados dados de jogos através da plataforma da Interface de Programação de Aplicação (API) disponibilizada pela desenvolvedora Riot Games. Foram listados apenas os jogadores do *tier* (nível) Desafiante, que representam os 200 melhores jogadores de cada servidor e incluem grande parte dos jogadores profissionais e de candidatos a jogar profissionalmente. Essa lista foi coletada a primeira vez no dia 1º de julho, e depois foi atualizada no dia 1º de setembro de 2016. Como são 11 servidores, cada coleta resultou em uma relação de 2200 jogadores. Foram então relacionadas todas as partidas ranqueadas destes jogadores no mapa Vale dos Invocadores, desde 14 de janeiro de 2016 (início da 6ª temporada) até dia 1º de setembro (ponto de corte da coleta). Este abrangeu dezesseis patches completos (6.1 - 6.16) e parte do patch 6.17, o qual foi descartado por estar incompleto.

Foram coletados dados de 724.817 partidas, totalizando 7.248.170 de registros individuais. Três procedimentos de coleta foram realizados, sendo que o último, que correu em paralelo em três servidores, serviu como validação quanto a erros durante o processo, visto que não houve nenhuma divergência entre os dados coletados em diferentes computadores. Uma última auditoria foi feita utilizando o software Power BI

para analisar estatisticamente os dados coletados. Entre as análises foram feitas provas reais como a verificação da igualdade de vitórias de derrotas e da quantidade de mortes e abates. Não foram identificadas inconsistências.

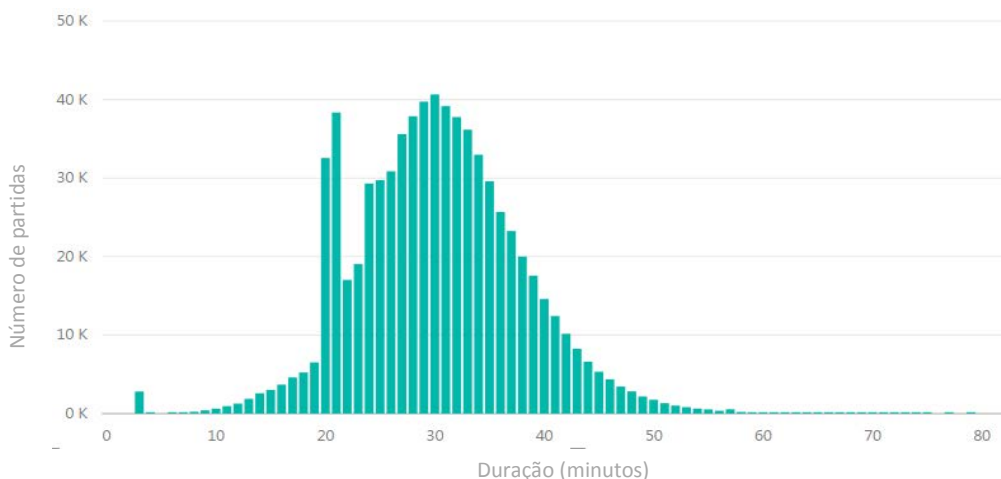
3.4.2 Seleção das Variáveis

O API da Riot fornece uma grande diversidade de informações, porém a maior parte delas referem-se somente aos valores no final da partida. Todos os indicadores que possibilitavam a análise comparativa das equipes ao longo das faixas de tempo foram incluídos na análise, resultando nas seguintes variáveis:

- Monstros abatidos por minuto (“Tropas abatidas”)
- Dano causado por minuto⁷ (“Dano”)
- Ouro ganho por minuto (“Ouro”)
- Experiência acumulada por minuto (“Experiência”)

Os parâmetros a serem analisados foram divididos em quatro momentos, de acordo com o desenvolvimento da partida: A) de 0 a 10 minutos; B) de 10 a 20 minutos; C) de 20 a 30 minutos; e D) de 30 minutos até o final. A Figura 5 mostra o histograma de número de partidas pelo tempo de jogo.

Figura 5 - Distribuição da duração das partidas consideradas



⁷ Esta variável considera todos os tipos de danos causados à equipe adversária, incluindo o dano causado por monstros neutros.

O volume anormal, anterior aos primeiros cinco minutos refere-se às partidas nas quais algum jogador não se conecta. Nesses casos os demais companheiros podem pedir *remake*, que vem a ser a possibilidade de desistir da partida sem perder pontos no ranking. Já a anormalidade presente aos vinte minutos ocorre, pois esse é o primeiro momento em que fica aberta a possibilidade de as equipes desistirem da partida.

3.4.3 *Tratamento dos Dados*

A coleta de dados de desempenho para cada jogador foi necessária em função da estrutura API da Riot, embora as análises tenham se dado sobre o desempenho de cada equipe. Assim, o resultado de cada jogador foi somado ao de seus companheiros.

Dado que entre os objetivos secundários estão a maximização de recursos coletados pela equipe e a minimização de recursos coletados pelos adversários, a comparação dos valores absolutos de times em partidas diferentes pode levar a conclusões enviesadas. Mesmo um valor absoluto alto em determinada variável pode significar um desempenho inferior, caso a equipe adversária consiga um resultado ainda mais alto. Assim, os valores totais coletados de cada variável por cada equipe foram subtraídos, resultando na diferença entre as duas equipes em cada partida, acompanhado do resultado de qual equipe saiu vencedora. O resultado positivo de qualquer variável calculada dessa forma deve ser interpretado como um saldo positivo da equipe Roxa (E_2) sobre a equipe Azul (E_1).

3.4.4 *Análise Estatística*

Os dados tratados foram computados segundo o método GEE (Halekoh, Hojsgaard, e Yan, 2006; Liang and Zeger, 1986) através do software MATLAB. Primeiramente, foi realizado um teste de significância, onde cada variável, em cada um dos períodos do jogo, precisava ser suficientemente diferente de zero para rejeitar a hipótese nula. Nesse caso, hipótese nula seria a variável não afetar o resultado final. Esta verificação foi feita comparando os *p-values* de cada variável calculada, considerando uma significância de 95% ($p = 0,05$). Os coeficientes β e os erros padrão das observações restantes foram testados através de método de validação cruzada.

3.5 RESULTADOS

Primeiramente é necessário confirmar ou rejeitar a hipótese de os coeficientes obtidos não serem significativamente diferentes de zero. Foi escolhida a significância $\alpha=0,05$ e então comparou-se os valores de “Z” de cada coeficiente com 1,96 (valor de Z para 95% de confiabilidade). Os relatórios, contendo os *p-values* de cada variável, seguem descritos nas próximas subseções. Sempre que alguma variável não rejeite a hipótese nula com sucesso, ela será omitida do respectivo estrato.

3.5.1 Momento A (de 0 a 10 Minutos)

A Equação Geral Estimada para o período de zero a dez minutos de jogo que possui a melhor correlação com a probabilidade de vitória possui os coeficientes reportados na Tabela 6.

Tabela 6 - Equação Geral Estimada para o Momento A

Parâmetro	β	p-value
Tropas Abatidas	0,01593	0,0001
Dano	0,01415	0,0001
Ouro	0,19294	0
Experiência	0,04545	0

Neste estrato todas as variáveis se provaram significativas, mas a quantidade de Ouro obtida por uma equipe no início do jogo apresentou uma relevância superior aos demais parâmetros analisados. A expressividade deste resultado está provavelmente relacionada com o conhecido efeito de *snowball*, devido ao fato da equipe que começa com a vantagem em Ouro ser capaz de potencializar seus personagens de modo mais rápido e efetivo. Em partidas nas quais a discrepância de poder aquisitivo entre os times se mostra muito elevada nos minutos iniciais, é possível que a equipe mais “pobre” faça uso da possibilidade de desistir da partida fornecida aos vinte minutos de jogo, o que contribui para o aumento da taxa de vitória da equipe obtém mais Ouro nesta fase.

Segundo o modelo, a Experiência, apesar de menos relevante que o Ouro, apresenta uma correlação aproximadamente três vezes maior que os demais parâmetros. É notável um efeito de retorno marginal decrescente na vantagem obtida com as evoluções dos personagens. Da fato, o incremento de vantagem quando os personagens evoluem nos níveis iniciais é muito maior que nos níveis finais, não só pelo incremento nos atributos do campeão, mas principalmente pela ampliação no arsenal de habilidades

disponível quando são transpostos os primeiros níveis de evolução de cada personagem. Soma-se ainda a esse fator a quantidade crescente de experiência necessária para transpor um nível à medida que o jogo avança, o que torna a diferença de nível (expressa através da Experiência) crítica nos estágios iniciais do jogo.

No que toca às variáveis Dano Causado e número de Tropas Abatidas, a correlação com o resultado de vitória é relativamente baixa para o Momento 1. Causar dano no início da partida, mesmo dano letal, tem consequências relativamente tênues, uma vez que o intervalo de tempo que um campeão permanece indisponível em função de um abate por parte da equipe adversário é pequeno nessa fase. E abater tropas demais, apesar de lucrativo, envolve riscos, pois requer um posicionamento mais agressivo, deixando o campeão mais vulnerável a ataques inimigos.

3.5.2 *Momento B (de 10 a 20 Minutos)*

Para a definição dos fatores entre dez e vinte minutos que mais impactam no resultado da partida, adicionou-se o resultado da Equação Geral Estimada calculada para os primeiros 10 minutos de cada partida como uma variável adicional representando o desempenho da equipe no período que antecede a análise. Além disso, nesse período, a variável “Dano Causado” não apresentou um valor de “Z” suficientemente alto para ser considerada significativa, e foi, portanto, desconsiderada. Os coeficientes obtidos estão reportados na Tabela 7.

Tabela 7 - Equação Geral Estimada para o Momento B

Parâmetro	β	p-value
Tropas Abatidas	0,0067	0,0105
Dano	0,0004	0,8564
Ouro	0,2075	0
Experiência	0,0574	0
Desempenho em A	0,4198	0

Observa-se que o desempenho inicial influencia de maneira significativa na probabilidade de vitória, quando comparado com os demais fatores analisados entre dez e vinte minutos. Tal comportamento do modelo é esperado, e é o provável reflexo do ímpeto e da iniciativa (*momentum*) da equipe que lidera o jogo até os dez minutos. Este conceito conhecido e intimamente ligado com o efeito *snowball* representa a dificuldade que uma equipe que vem cedendo vantagens aos adversários deve superar para reverter a tendência dos mesmos em direção à vitória. Vale comentar, porém, que

diferentemente de esportes em que o objetivo principal (vitória) é claramente vinculado a objetivos secundários (p.ex., marcação de um gol no futebol), no LoL não há uma mensuração inequívoca do *momentum* ou vantagem de uma equipe em relação a outra.

A vantagem de Ouro em relação ao adversário apresenta, nesta fase do jogo, um acoplamento ainda mais relevante com a probabilidade de vitória. Este fato corrobora o comportamento de bola de neve, mas evidencia a importância da equipe que liderava nesse quesito até os dez minutos manter a pressão e capitalizar ainda mais. De maneira análoga, se a equipe que vinha perdendo nesse aspecto conseguir reverter a desvantagem, estará em posição mais confortável para ganhar a partida do que os seus adversários estiveram no início do jogo. De fato, nas transmissões de LoL é comum apresentar o total de Ouro coletado por cada equipe como um *proxy* de vantagem ou desvantagem relativa. Porém, os próprios jogadores não têm acesso a essa informação durante o jogo, o que reforça a percepção subjetiva de *momentum*.

Outra variável que apresentou um incremento considerável foi a Experiência. Tal comportamento denota a importância de as equipes movimentarem seus campeões criteriosamente nesta fase, que se caracteriza pela rotação intensa dos jogadores pelo mapa. Quando uma decisão errada é tomada nesse sentido, o tempo que o campeão fica sem ganhar experiência pode custar a vitória. O mesmo impacto se observa na dinâmica das Tropas Abatidas, uma vez que rotações equivocadas cedem a oportunidade do adversário abater mais Tropas, obtendo, conseqüentemente, mais Experiência.

3.5.3 Momento C (de 20 a 30 minutos)

Neste estrato, duas variáveis (Dano Recebido e Experiência) apresentaram um *p-value* insuficiente para rejeitar a hipótese nula e foram, portanto, desprezadas. Os efeitos dos estratos anteriores foram incorporados na análise e os coeficientes obtidos foram reportados na Tabela 8.

Tabela 8 - Equação Geral Estimada para o Momento C

Parâmetro	β	p-value
Tropas Abatidas	-0,0519	0
Dano	0,0044	0,1150
Ouro	0,3082	0
Experiência	0,0064	0,3157
Desempenho em A	0,1106	0,0001
Desempenho em B	0,2476	0

Destaca-se o fato do coeficiente relativo ao desempenho da equipe no Momento A ter sua importância reduzida drasticamente a partir dos vinte minutos, ao passo que o desempenho no Momento B apresentar uma relevância expressiva no período subsequente. Isso é um bom indicativo de que a reversão do *momentum* da partida é um processo que demora algum tempo para ter seus efeitos percebidos. Outro aspecto peculiar é o fato do Ouro aumentar sua relevância em comparação com os períodos anteriores, ao passo que o número de Tropas Abatidas passa a apresentar uma correlação negativa com a probabilidade de vitória. Esse resultado se explica em função de uma regra específica do jogo: uma equipe, ao perder um ou mais inibidores, precisar lidar com as Super Tropas, o que traz a frente de batalha para mais perto da base sem inibidor. Apesar dessa situação ser uma desvantagem severa, facilita o processo de abater Tropas para a equipe na iminência da derrota.

3.5.4 *Momento D (de 30 minutos até o fim)*

Apesar de, neste estrato, serem considerados os desempenhos em todos os demais, o coeficiente do estrato de zero a dez minutos falhou no teste de significância e foi desprezado. Os coeficientes obtidos estão reportados na Tabela 9.

Tabela 9 - Equação Geral Estimada para o Momento D

Parâmetro	β	p-value
Tropas Abatidas	-0,12508652	0
Dano	0,014431453	0,0003
Ouro	0,366925778	0
Experiência	-0,073735739	0,0001
Desempenho em A	0,030671081	0,1342
Desempenho em B	-0,152211024	0,0001
Desempenho em C	0,275888529	0

Nesta fase do jogo, o Ouro que uma equipe arrecada é um indicador ainda mais potente de que ela alcançará a vitória. Juntamente com o desempenho do time do período anterior (vinte a trinta minutos), isso sugere que uma melhora de desempenho nos minutos finais de um jogo é vital em jogos de longa duração. O Dano Causado ganha significância após os trinta minutos e deve ser considerado na análise novamente. Neste momento do jogo um campeão, quando abatido, pode demandar mais de 78 segundos para renascer, tempo esse em que sua equipe fica em severa desvantagem numérica. Isso faz com que a capacidade de penalizar o time adversário com abates passe a ser uma característica mais importante na medida em que o jogo avança.

O número de Tropas Abatidas, bem como a quantidade de Experiência acumulada neste período apresentaram coeficientes negativos, indicando que equipes vencedoras normalmente ficam em desvantagem nestes quesitos. A correlação inversa em Tropas Abatidas já foi abordada no estrato anterior, e o efeito tende a aumentar na medida em que a equipe perdedora cede mais inibidores. O fato de um campeão obter mais Experiência por abater outro de nível superior, aliado a um teto na evolução dos personagens (nível 18), usualmente alcançado primeiro pela equipe em vantagem, são os principais fatores que explicam a liderança do time perdedor nesse aspecto.

É natural que haja uma relação inversa entre a probabilidade de vitória no final do jogo e no início. Isso se deve ao fato de as habilidades e atributos de cada campeão favorecerem o desempenho em momentos distintos do jogo, de forma que uma equipe composta por campeões que se destacam nos primeiros minutos da partida, apesar de ter melhores chances de começar o processo de *snowball*, sacrifica a capacidade de decidir o jogo quando este dura tempo demais.

3.6 CONCLUSÃO

No âmbito da elaboração de um modelo que quantifique a influência dos fatores analisados em estratégias vencedoras, o método de *Generalized Estimating Equations* se provou uma ferramenta eficaz. Tal capacidade possui valor para diversos *stakeholders* envolvidos com *League of Legends*, desde técnicos de equipes buscando talentos ou desenvolvendo estratégias de jogo até os próprios desenvolvedores, os quais podem usar o método para fins de balanceamento e readequação de habilidades e capacidades de cada personagem.

O trabalho foi efetivo em avaliar os principais indicadores de desempenho quanto à sua contribuição com o resultado de vitória em partidas de alto nível de *League of Legends*. Considerando o aspecto dinâmico do jogo e suas diferentes etapas, o Ouro mostrou-se significativamente superior aos outros três indicadores em todos os momentos analisados. Quanto à sequência de uma partida, descobriu-se que o resultado no momento A possui uma grande influência no resultado do momento B. Além disso, constatou-se que o sucesso nas fases iniciais do jogo vai perdendo importância na medida em que o mesmo se prolonga.

O processo de modelar os indicadores disponíveis em equações com respeito à taxa de vitórias em uma amostra mostrou-se uma representação acurada do que se observa em partidas de *League of Legends*. Este tipo de avaliação provê conclusões mais sólidas do que aquelas inferidas qualitativamente, como é comum no meio esportivo. O método aplicado, por fornecer modelos satisfatórios, com premissas muito brandas, é adequado para análises que envolvem dados longitudinais, clusterizados, ou que possuam possíveis correlações entre observações.

Limitações dos dados (apenas quatro categorias e quatro estratos) limitam os resultados, uma vez que existem muitas variáveis de interesse que não estão disponíveis via API. A obtenção destes parâmetros manualmente seria um trabalho hercúleo; no entanto, o desenvolvimento de ferramentas que automatizem este processo poderia enriquecer significativamente o modelo.

As vantagens das *Generalized Estimating Equations* quanto à flexibilização das premissas que o conjunto de dados precisa atender abre possibilidades interessantes para pesquisas vindouras. Particularizações do modelo para campeões específicos podem ampliar o conhecimento da comunidade sobre como o mesmo deve ser jogado. A separação das observações por servidor pode avaliar a forma os jogadores evoluíram em diferentes partes do mundo. Finalmente, havendo acesso aos dados de qualquer jogador profissional, seria possível determinar numericamente suas forças e fraquezas, fornecendo informações sobre os aspectos que ele deve treinar com mais afinco. Equipes que possuam este tipo de conhecimento sobre seus adversários podem explorar decisões estratégicas mais acertadas e nos momentos de maior vulnerabilidade inimiga.

3.7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AVEDON E. M. **The Structural Elements of Games**. In: FURNHAM A.; ARGYLE M. (eds) *The Psychology of Social Situations: Selected Readings*, 1981.

BOURBOUSSON, J.; DESCHAMPS, T.; TRAVASSOS, B. From Players to Teams: Towards a Multi-Level Approach of Game Constraints in Team Sports. **International Journal of Sports Science & Coaching**, v. 9, n. 6, p. 1393-1406, 2014.

CERVONE, D.; D'AMOUR, A.; BORNN, L.; GOLDSBERRY, K. A Multiresolution Stochastic Process Model for Predicting Basketball Possession Outcomes. **Journal of the American Statistical Association**, v. 111, n. 514, 2016.

CHENG, J.; EDWARDS, L. J.; MALDONADO-MOLINA, M. M.; KOMRO, K. A.; MULLER, K. E. Real Longitudinal Data Analysis for Real People: Building a Good Enough Mixed Model. **Statistics in Medicine**, v. 29, n. 4, pp. 504-520, 2010.

CHIESI, H. L.; SPILICH, G. J.; VOSS, J. F. Acquisition of domain-related information in relation to high and low domain knowledge. **Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior**, v. 18, n. 3, pp. 257-273, junho de 1979.

CLEMENTE, F. M.; MARTINS, F. M. L.; COUCEIRO M. S.; MENDES R. S.; FIGUEIREDO, A. J. Un enfoque usando los métodos de network para caracterizar las interacciones entre los jugadores: Análisis de un juego. **Cuadernos de Psicología del Deporte**, v. 14, 3, 141-148

CLAYPOOL, M.; KICA A.; LA MANNA A.; O'DONNELL L.; PAOLILLO T. **On the Impact of Software Patching on Gameplay for the *League of Legends* Computer Game**. Computer Science Department, Worcester Polytechnic Institute Worcester, MA, USA, 2015.

DICRISTOPHER, T. **Digital gaming sales hit record \$61 billion in 2015: Report, 2016**. Disponível em: <<http://www.cnbc.com/2016/01/26/digital-gaming-sales-hit-record-61-billion-in-2015-report.html>>. Acesso em: 7 de mar. 2017.

FERNANDO, T.; WEI, X.; FOOKES, C.; SRIDHARAN, S.; LUCEY, P. Discovering Methods of Scoring in Soccer Using Tracking Data. **21st ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining**, Hilton, Sydney, Austrália, 10 – 13 de Agosto de 2015.

FERRARI S. From Generative to Conventional Play: MOBA and *League of Legends*. **Proceedings of DiGRA 2013: DeFragging Game Studies**. Georgia Institute of Technology, Atlanta, Georgia, Estados Unidos, 2013.

GOLDSCHMIED N.; KOWALCZYK J. Gender Performance in the NCAA Rifle Championships: Where is the Gap? **Sex Roles**, v. 74, n. 7, pp. 310–322, abril de 2016.

HÄGGLUND M, WALDÉN M, MAGNUSSON H, Injuries affect team performance negatively in professional football: an 11-year follow-up of the UEFA Champions League injury study. **Br J Sports Med Published Online First**: 03 de maio de 2013. doi: 10.1136/bjsports-2013-092215.

HALEKOH, U.; HØJSGAARD, S.; YAN, J. The R Package geepack for Generalized Estimating Equations. **Journal of Statistical Software**, v. 15, n. 2, janeiro de 2006.

KANG, D.; KIM, M. Poisson Model and Bradley Terry Model for Predicting Multiplayer Online Battle Games. **Seventh International Conference on Ubiquitous and Future Networks**, 2015.

KEMPTON T.; KENNEDY, N., COUTTS, A. J, The expected value of possession in professional rugby league match-play. **Journal of Sports Sciences**, v.34, n. 7, pp. 645-650, 2016.

KOLES, M.; PÉTER, Z. "Learn to play, noob!": The identification of ability profiles for different roles in an online multiplayer video game in order to improve the overall quality of the new player experience. **7th IEEE International Conference on Cognitive Infocommunications**, 2016.

KOLLAR, P. **The Past, Present and Future of League of Legends Studio Riot Games**, 2016. Disponível em <http://www.polygon.com/2016/9/13/12891656/the-past-present-and-future-of-league-of-legends-studio-riot-games>. Acesso em: 3 de março 2017.

LIANG, K. Y.; ZEGER, S. Longitudinal Data Analysis Using Generalized Linear Models. **Biometrika**, v.73, n. 1, pp. 13–22, 1986.

LUCEY, P.; BIALKOWSKI, A.; MONTFORT, M.; CARR, P.; MATTHEWS, I. Quality vs quantity: Improved shot prediction in soccer using strategic features from spatiotemporal data. **MIT Sloan Sports Analytics Conference**, 2014.

MYŚLAK M., DEJA D. Developing Game-Structure Sensitive Matchmaking System for Massive-Multiplayer Online Games. In: AIELLO L., MCFARLAND D. (eds) Social Informatics. SocInfo 2014. **Lecture Notes in Computer Science**, vol. 8852. Springer, Cham, 2015.

ROBERTSON, S.; BACK, N.; BARTLETT, J. D. Explaining match outcome in elite Australian Rules football using team performance indicators. **Journal of Sports Sciences**, 2015.

ROBERTSON, S.; BURNETT, A. F.; GUPTA, R. Two tests of approach-iron golf skill and their ability to predict tournament performance. **Journal of Sports Sciences**, v. 32, pp. 341–1349, 2014.

ROBERTSON, S.; GUPTA, R.; MCINTOSH, S. A method to assess the influence of individual player performance distribution on match outcome in team sports. **Journal of Sports Sciences**, v. 34, n. 19, pp. 1893-1900, 2016.

RUIZ, M.; MARTINEZ, J. A.; LOPEZ-HERNÁNDEZ, F. A.; CASTELLANO A. The relationship between concentration of scoring and offensive efficiency in the NBA. **Journal of Quantitative Analysis in Sports**, v. 10, n. 1, pp. 27-36, janeiro de 2014.

SKINNER B. The Problem of Shot Selection in Basketball. **PLoS ONE**, v. 7, n. 1, 2012.

SINCLAIR, B. **Mobile could push games to \$100 billion by 2017**, Digi-Capital, 2014. Disponível em: < <http://www.gamesindustry.biz/articles/2014-07-09-mobile-could-push-games-to-usd100-billion-by-2017-digi-capital>>. Acesso em: 7 de mar. 2017.

STEWART, M. F.; MITCHELL, H.; STAVROS, C. Moneyball Applied: Econometrics and the Identification and Recruitment of Elite Australian Footballers. **International Journal of Sport Finance**, v. 2, pp. 231-248, 2007.

TAVANA, M.; AZIZI, F.; AZIZI, F.; BEHZADIAN, M. A fuzzy inference system with application to player selection and team formation in multi-player sports. **Sport Management Review**, v. 16, p. 97-110, 2013.

VIDOR, G. **O Mercado de 'games' no mundo fatura mais que cinema e música, somados**, 2015. Disponível em: <http://oglobo.globo.com/economia/o-mercado-de-games-no-mundo-fatura-mais-que-cinema-musica-somados-16251427>. Acesso em: 6 de mar. 2017.

WILLIAMS, D. Just how big has eSports become? Insider, 2015
WOODS, C. T.; What are talent scouts actually identifying? Investigating the physical and technical skill match activity profiles of drafted and non-drafted U18 Australian footballers. **Sports Medicine Australia**. v. 19, n. 5, pp. 419–423, maio de 2016.

4 ADAPTAÇÃO DA FRONTEIRA EFICIENTE PARA SELEÇÃO DE CAMPEÕES EM *LEAGUE OF LEGENDS*

Resumo: *League of Legends* é o jogo eletrônico mais utilizado atualmente em eSports e seu modelo de negócio é baseado em uma complexa rede de valor na qual as equipes profissionais desempenham papel central. O desempenho das equipes em ligas e competições profissionais é seu principal critério de sucesso e, portanto, faz-se necessário subsidiar e otimizar os processos de tomada de decisão estratégica que possam contribuir com a vitória em partidas competitivas. Este artigo busca adaptar o conceito de fronteira eficiente de Markowitz, oriundo da literatura de finanças, para auxiliar uma decisão estratégica crítica do jogo: a seleção de campeões. Utilizando dados históricos dos melhores jogadores do mundo, coletados ao longo de aproximadamente oito meses, foram calculadas três fronteiras eficientes, as quais foram posteriormente validadas em uma base de dados reservada para o teste. As 19 equipes ótimas sugeridas pelas fronteiras não foram selecionadas em nenhuma das partidas cujos dados foram coletados. Ainda assim, resultados indicaram uma convergência significativa das escolhas dos jogadores para poucos campeões. Equipes compostas por pelo menos quatro dos cinco campeões sugeridos nas equipes ótimas tiveram taxa de vitória média de 62,5%.

Palavras-chave: Fronteira eficiente; *League of Legends*; otimização; seleção de campeões.

4.1 INTRODUÇÃO

O segmento de jogos eletrônicos é, atualmente, um dos principais componentes da indústria do entretenimento (VIDOR, 2015; WILLIAMS, 2015), apresentando uma rápida e consistente expansão nos últimos anos (GAUDIOSI, 2017; NEWZOO, 2016; BURRELL, 2012). Em paralelo, observa-se a articulação e organização da competição em jogos eletrônicos em nível profissional. Equipes de jogadores recebem patrocínio de grandes empresas (JARVEY, 2015) e disputam premiações estimadas em US\$ 71 milhões (WILLIAMS, 2015). Transmissões de jogos e campeonatos de jogos eletrônicos atingiram em 2016 um público estimado de 256 milhões de pessoas (NEWZOO, 2016). Esse fenômeno é conhecido como *eSports* (MITCHELL, 2015).

Entre os principais jogos usados em *eSports*, *League of Legends* (LoL) é um dos mais populares (RAPTR, 2017; SUPER DATA, 2017; PAUL, 2016), com mais de 100 milhões de jogadores ativos mensalmente (KOLLAR, 2016). Na configuração usada em competições (*Summoner's Rift*), LoL consiste de uma batalha entre duas equipes de cinco jogadores, os quais controlam personagens específicos (“campeões”). No início da partida, as equipes se alternam na escolha dos campeões a partir de uma lista de aproximadamente 130 opções⁸, cada qual com características e habilidades únicas (p.ex., velocidade, resistência, força, capacidade de combate à distância, etc.) que possibilitam uma ampla variedade de ações e estilos de jogo. As permutações de possíveis composições de equipes é um dos fatores de sucesso do LoL. Alguns campeões têm uma sinergia muito boa, mas a composição de equipe também pode ser motivada pelas escolhas dos adversários, tendo em vista que alguns campeões podem neutralizar qualidades dos oponentes. A familiaridade dos jogadores com os personagens também é um fator a considerar no processo de escolha.

No início da partida em *Summoner's Rift*, os jogadores se posicionam nas rotas (*lanes*) que ligam os objetivos das equipes: superior (TOP), do meio (MID) e inferior (BOT), conforme Figura 6. Geralmente, um jogador de cada equipe ocupa TOP e MID enquanto BOT é ocupada por dois jogadores, ficando o quinto jogador livre para mover-se pelo espaço entre as rotas (“selva”).

Figura 6 – Layout do cenário *Summoner's Rift*



⁸ *League of Legends* iniciou 2016 com 128 campeões e terminou com 133.

Com o progresso da partida, na medida em que objetivos secundários (abates de oponentes, assistências, destruição de elementos da arena como torres e inibidores, etc.) são conquistados, os personagens adquirem recursos (ouro e experiência) que podem ser investidos em sua evolução, cujo progresso é único para cada personagem. Tal aspecto das regras proporciona ainda mais complexidade às partidas, sendo outro elemento de decisão importante para a vitória. A complexidade é potencializada com constantes mudanças em regras específicas, tais quais características dos personagens e seus trajetos de evolução. Grandes alterações são realizadas nas passagens de ano (“temporadas”), mas alterações pontuais são lançadas em patches de periodicidade variável. As novidades constantes fazem com que decisões estratégicas e táticas consolidadas baseadas em experiência e heurísticas tenham de ser atualizadas a cada novo patch, o que contribui com a renovação do interesse do público. Fica evidente, pela descrição do jogo, a importância da proposição de técnicas e ferramentas quantitativas para suportar a tomada de decisão, sobretudo para equipes profissionais cujo sucesso do modelo de negócio depende da vitória em partidas e competições.

Seibert e Dalla Vecchia (2015) mostraram o potencial de aplicação de modelagem matemática em *League of Legends*. Contudo, esse viés de pesquisa acadêmica é ainda incipiente. Aspectos específicos relativos a regras, mecânica e estilo de jogo foram investigados apenas superficialmente, com destaque para o estudo de Claypool et al. (2015) sobre o mecanismo automático de formação de equipes em LoL, a identificação de estilos de jogo proposta por Koles e Peter (2016) e a proposta de método para previsão de resultado de partidas de Kang e Kim (2015). A composição das equipes é uma decisão estratégica de importância no jogo e importante para a vitória nas partidas. Claypool et al. (2015) evidenciam uma prática recorrente entre jogadores amadores e profissionais: escolher os campeões com as maiores taxas médias de vitória. Este critério é razoável, mas desconsidera qualquer medida de risco e o efeito sinérgico que determinadas combinações de campeões conferem à equipe. A literatura de finanças é caracterizada por um corpo de conhecimento dedicado à resolução de um problema similar: a composição de portfólios de investimento. Neste contexto, este trabalho buscará adaptar e testar os conceitos da teoria moderna do portfólio como suporte à tomada de decisão de seleção de personagens em LoL. Para tanto os conceitos da teoria moderna do portfólio risco, retorno e diversificação serão adaptados e testados no contexto de *League of Legends*.

4.2 A FRONTEIRA EFICIENTE DE MARKOWITZ

O presente estudo faz referência à adaptação de um modelo da área de finanças para um contexto diferente. Esta seção explica brevemente os conceitos do modelo originalmente idealizado, enquanto sua adaptação para aplicação em *League of Legends* é descrita na seção seguinte.

A fronteira eficiente foi idealizada por Markowitz (1952, 1959) e foi o modelo que originou a teoria moderna do portfólio. O autor sistematizou a escolha dos melhores ativos para uma carteira de investimentos considerando a combinação entre retorno esperado do portfólio e o risco relativo de seus componentes. O teorema proposto considera como pressupostos a busca pela maximização dos ganhos e pela minimização das possibilidades de perdas por parte do investidor. Baseada nestes princípios, é formulada uma fronteira que indica as composições de ativos com as melhores combinações de risco/retorno. Talvez a maior contribuição conceitual da fronteira eficiente seja a comprovação matemática dos benefícios da diversificação. Considerando que ativos podem estar expostos a diferentes tipos de risco, é possível combiná-los de forma complementar.

Um ativo financeiro pode ter seu valor determinado de diferentes formas. No caso do mercado de ações, o mais comum é que o valor seja definido pelo preço da última transação concretizada, ou seja, pelo valor mais recente em que um vendedor e um comprador concordam realizar a troca (JORDAN, MILLER, 2008). Estes valores flutuam ao longo do tempo, o que possibilita que um ativo aumente ou diminua de valor. Segundo Hirschey e Nofsinger (2008), o retorno, em um intervalo de tempo, é o saldo da variação do preço, podendo o mesmo ser positivo ou negativo. Além da diferença de preço, alguns ativos financeiros oferecem receitas ao longo do tempo. É o caso, por exemplo, do pagamento de dividendos em ações ou aluguéis imobiliários. Tais entradas frequentemente são consideradas positivamente na composição do retorno do ativo. Assim, tem-se que:

$$Taxa\ de\ Retorno = \frac{\text{Preço Final} - \text{Preço Inicial} + \text{Receitas}}{\text{Preço Inicial}} \quad (2)$$

Ao decidir como investir recursos, é razoável assumir que um investidor racional buscará adquirir ativos que apresentem os maiores retornos possíveis esperados. Dessa forma, o comportamento do investidor é definido por suas expectativas com relação ao futuro. Segundo Jordan e Miller (2008), o retorno esperado é resultante da média de todos os fluxos de caixa que se espera de um ativo. Praticamente todos os modelos de previsão utilizam dados históricos como referência e alguns consideram testes de probabilidades com diferentes cenários. Markowitz (1952) assume que o valor esperado de uma variável ($E(R)$) é definido pela soma das probabilidades (p_i) de uma variável apresentar determinado retorno (r_i). Assim, o retorno esperado pode ser calculado como o retorno médio, ponderado pela probabilidade de sua ocorrência:

$$E(r) = \sum p_i \cdot r_i \quad (3)$$

Onde:

$E(r)$ é o retorno esperado;

p_i é a probabilidade de determinado cenário; e

r_i é o retorno em determinado cenário.

Ativos e investimentos também estão sujeitos a riscos. O efeito da incerteza nos objetos representa risco. Alessandri et al. (2004) definem risco como a possibilidade de que uma decisão possa implicar em diferentes resultados. Etges et al. (2015) destacam a convergência das definições a um desfecho probabilístico do efeito positivo ou negativo. Segundo o teorema proposto por Markowitz, o risco de um ativo pode ser descrito pela variabilidade dos possíveis retornos quanto de suas probabilidades de ocorrência. Dessa forma, o teorema utiliza a variância (σ^2) e o desvio padrão (σ) como quantificadores do risco de determinado ativo.

$$\sigma = \sqrt{\sum p_i (r_i - E(r))^2} \quad (4)$$

O risco pode ser entendido como sistêmico ou específico. O primeiro se refere aos efeitos que atingem um grande número de ativos e afetam o mercado como um todo. Grandes mudanças na política monetária ou a surpresa de uma guerra podem ser incluídas nesse tipo, em razão da magnitude de suas decorrências. Já risco específico se refere a implicações que alcançam com exclusividade um único ativo ou

um pequeno grupo. O risco de falha de um equipamento é exemplo de risco específico, cujos efeitos provavelmente afetariam somente uma empresa (e um ativo).

O modelo da fronteira eficiente busca minimizar a parcela do risco específica dos ativos, compensando as probabilidades de resultados negativos destes ativos com probabilidades de ganhos com outros ativos. Para que isso seja possível é necessário que ativos com correlações baixas sejam agrupados no mesmo portfólio. A correlação indica se duas variáveis comportam-se com força e direção semelhantes ou divergentes. Ela serve como avaliação da relação entre duas variáveis, contudo isso não significa que essa afinidade seja originária das mesmas causas. Na formulação da fronteira, Markowitz utiliza o coeficiente de Pearson entre dois ativos é dado pela fórmula:

$$\rho_{(x,y)} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - E(x)) \cdot (y_i - E(y))}{\sigma_x \cdot \sigma_y} \quad (5)$$

Onde:

$$0 \leq \rho_{(x,y)} \leq 1.$$

A fronteira eficiente proposta por Markowitz (1952, 1959) considera as combinações de ativos que conseguem maximizar os retornos esperados do portfólio dentro de cada faixa de risco, definida pelo desvio padrão do portfólio. Estes dois parâmetros são dados pelas seguintes fórmulas:

$$E(r_p) = \sum w_i \cdot E(r_i) \quad (6)$$

Onde:

w_i é o peso de determinado ativo no portfólio; e

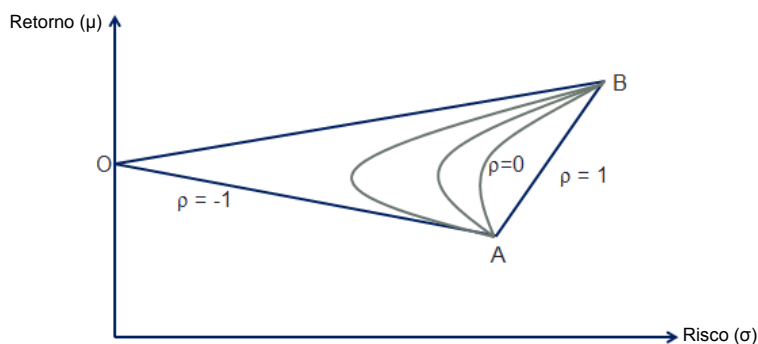
$E(r_i)$ é o retorno esperado de determinado ativo.

$$\sigma_p = \sqrt{\sum w_i^2 \cdot \sigma_i^2 + \sum_i \sum_{j \neq i} w_i w_j \sigma_i \sigma_j \rho_{ij}} \quad (7)$$

O que determina a redução do desvio padrão é o coeficiente de Pearson no segundo termo da Equação 6. Os valores do ρ podem variar de 1 (perfeitamente positivo) a -1 (perfeitamente negativo). O primeiro caso significa que ambas variáveis se comportam da mesma forma: quando uma varia, a outra também varia na mesma direção. Já o segundo caso indica que as variáveis se comportam de maneira perfeitamente

inversa. Sempre que dois ativos apresentarem correlação inferior a 1 existe a possibilidade de redução do risco do portfólio (dado por σ_p). Enquanto a média varia de maneira proporcional ao peso de cada ativo no portfólio, o desvio padrão do portfólio só mantém a proporcionalidade se a correlação for 1. Do contrário, ela tende a ser menor que o desvio padrão dos ativos individualmente e pode chegar a zero, caso a correlação entre ativos seja -1 e eles sejam combinados em partes iguais. Este efeito pode ser observado na Figura 7.

Figura 7 - Efeito da correlação na combinação de dois ativos



Fonte: adaptado de Finance Train

Fisher e Lorie (1970) estudaram o efeito do aumento da quantidade de investimentos em um portfólio e concluíram que o acréscimo de ativos reduzia a dispersão do portfólio. Isto se deve ao fato de serem raras as correlações perfeitamente positivas. Segundo seus cálculos, um conjunto de 16 ativos seria capaz de reduzir em 90% o risco específico do portfólio, enquanto 32 ativos reduziria em 95% esse risco. Surz e Price (1999) aprofundaram essa análise, considerando outras medidas estatísticas como R^2 e *tracking error*. Seus resultados também apontaram a redução do risco não-sistêmico na medida que mais ativos eram incluídos. Contudo eles concluíram que um portfólio de 15 ativos atinge apenas 75-80% da diversificação possível, enquanto que um conjunto de 30 diferentes investimentos chega em média a 86%. Apesar das conclusões destes autores, a redução do risco específico de um portfólio está diretamente vinculada à correlação entre seus ativos.

Apesar deste método ser oriundo da literatura de finanças, e originalmente concebido para comparar ativos financeiros, o mesmo já foi adaptado para outros contextos. Cauduro (2016) aplica o método para otimizar a produção de uma empresa

de material esportivo. Galeano et al. (2009) aplicam no segmento de mineração como método para seleção de projetos de produção de petróleo. Larkin et al. (2003) utilizam o método na indústria de piscicultura para a escolha das melhores espécies as serem criadas. Em esportes tradicionais, Singh et al.(2015) utilizaram a fronteira eficiente de Markowitz para analisar o desempenho de equipes de críquete, enquanto Fitt (2008) adaptou o método para a previsão de resultados de partidas de futebol.

4.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Este trabalho apresenta natureza aplicada, visto que visa solução de problemas reais (BOAVENTURA, 2009). Quanto aos objetivos, é uma pesquisa exploratória, que busca a adaptação de um modelo consolidado na área de Finanças para um contexto emergente: os *eSports*. Se trata de estudo com abordagem quantitativa, cujos procedimentos correspondem à aplicação do modelo matemático da fronteira eficiente no contexto do jogo *League of Legends*, seguido de validação do mesmo como ferramenta de otimização da composição de equipes.

4.3.1 *Adaptação da Fronteira Eficiente*

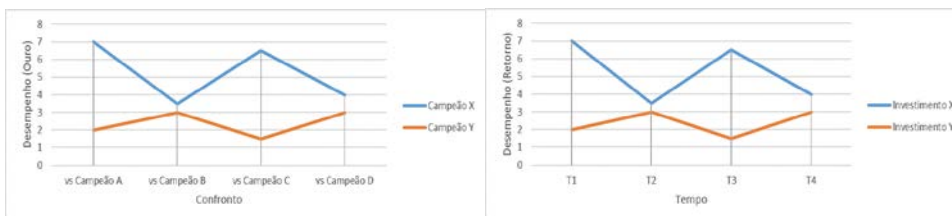
A fronteira eficiente, aplicada no contexto financeiro, utiliza o valor de mercado de um ativo para medir seu desempenho ao longo do tempo. Com base nessa informação são calculadas as médias e desvios padrões dos investimentos, bem como as correlações entre as opções de alocação de recurso. O modelo tradicional busca resolver o problema da escolha dos melhores ativos para compor uma carteira, enquanto o problema no jogo consiste em escolher os melhores campeões para formar uma equipe. Nesse caso, a analogia é direta: cada campeão será avaliado como se fosse um investimento. Pretende-se medir seus desempenhos e avaliar qual a combinação deles possibilita os melhores resultados, com o máximo de consistência.

O primeiro desafio da adaptação envolve o fato que o resultado do jogo é binário (vitória ou derrota), enquanto a aplicação original lida com resposta contínua (retorno). Para estruturar a fronteira é preciso dimensionar o desempenho dos personagens em termos de variável contínua. No Capítulo 2 foi identificado o Ouro acumulado ao longo da partida como melhor indicador de desempenho em LoL. A fim

de reforçar esta premissa, verificou-se que em 98,2% dos jogos coletados a equipe vencedora de fato possuía superioridade neste indicador. Visto que as partidas podem apresentar durações diferentes, e isto influencia diretamente a capacidade de coletar Ouro, esse indicador foi relativizado, sendo utilizado Ouro/minuto como indicador de desempenho para os cálculos do modelo.

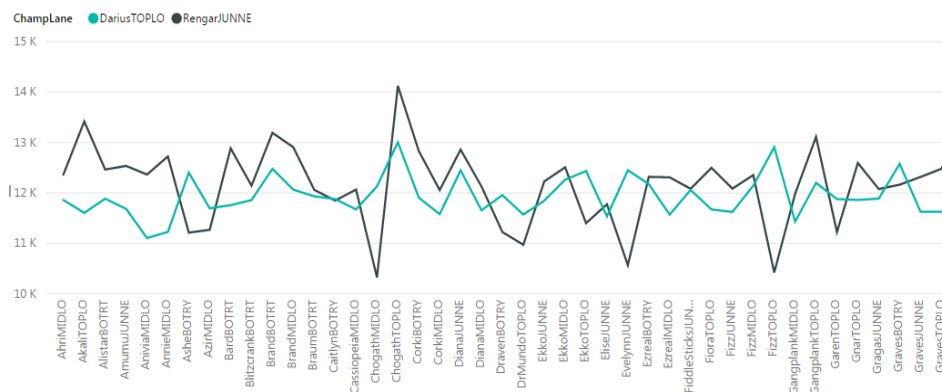
Outro ajuste realizado diz respeito a como os riscos são seccionados. Na adaptação, em vez de investidores avessos a risco, a premissa é de jogadores avessos a baixos escores de ouro. No mercado financeiro, os valores de risco variam de acordo com o tempo e os efeitos (positivos ou negativos) de eventos. Determinadas circunstâncias temporais podem afetar de maneiras diferentes o andamento dos investimentos. Esse conceito foi adaptado da seguinte maneira: no LoL, assume-se que partidas jogadas simultaneamente podem reservar riscos completamente diferentes, principalmente em razão das escolhas da equipe inimiga. Logo, não é válido agrupar riscos em função do tempo, como no modelo original. A lógica do jogo conduz a agrupar o desempenho de cada campeão em função dos adversários confrontados, conforme ilustrado na Figura 8.

Figura 8 - Analogia entre mercado financeiro e *League of Legends*.



Dessa forma é possível formar equipes que se beneficiam das vantagens da diversificação. No mercado financeiro, um evento como a redução da Taxa Selic, por exemplo, pode tanto reduzir os investimentos em títulos públicos (efeito negativo) como aumentar a procura por ações (efeito positivo). Da mesma forma, em *League of Legends*, a escolha de um campeão com destaque em dano mágico, por exemplo, pode favorecer a escolha de campeões com resistência mágica ou prejudicar o desempenho de campeões fracos neste atributo. A fronteira busca otimizar a combinação das escolhas possíveis com base no conjunto de adversários possíveis de serem enfrentados.

Figura 9 - Comparação entre o desempenho dos campeões Darius (topo) e Rengar (selva) em função de seus adversários (correlação = -0,22)



Fonte: autoria própria

4.3.2 Coleta de dados

Foram coletados dados de jogos através da plataforma da Interface de Programação de Aplicação (API) disponibilizada pela desenvolvedora Riot Games. Foram listados apenas os jogadores do *tier* (nível) Desafiante, que representam os 200 melhores jogadores de cada servidor e incluem grande parte dos jogadores profissionais e de candidatos a jogar profissionalmente. Essa lista foi coletada a primeira vez no dia 1º de julho, e depois foi atualizada no dia 1º de setembro de 2016. Como são 11 servidores, cada coleta resultou em uma relação de 2200 jogadores. Foram então relacionadas todas as partidas ranqueadas destes jogadores no mapa Vale dos Invocadores, desde 14 de janeiro de 2016 (início da 6ª temporada) até dia 1º de setembro (ponto de corte da coleta). Este abrangeu dezesseis patches completos (6.1 - 6.16) e parte do patch 6.17, o qual foi descartado por estar incompleto.

Foram coletados dados de 724.817 partidas, totalizando 7.248.170 de registros individuais. Três procedimentos de coleta foram realizados, sendo que o último, que correu em paralelo em três servidores, serviu como validação quanto a erros durante o processo, visto que não houve nenhuma divergência entre os dados coletados em diferentes computadores. Uma última auditoria foi feita utilizando o software Power BI para analisar estatisticamente os dados coletados. Entre as análises foram feitas provas reais como a verificação da igualdade de vitórias de derrotas e da quantidade de mortes e abates. Não foram identificadas inconsistências. Como cada patch constitui um

conjunto de regras e diferente dos demais, optou-se por focar a análise no patch que apresentasse o maior número de registros. Assim o patch 6.5 foi escolhido, contendo 635.220 registros ocorridos de 9 a 22 de março de 2016.

Quandt et al. (2014) estudaram como jogadores de diferentes países se relacionam de maneira diferente com os jogos eletrônicos, o que afeta seu desempenho. Para comparar o desempenho nos servidores, foi feita uma análise de variância (ANOVA) pelo software SPSS. O resultado no teste de homogeneidade rejeitou a hipótese de igualdade entre os servidores. Ao considerar um nível de significância de 5% em teste de Tukey, a hipótese de igualdade entre as médias dos níveis sugeriu a distribuição dos 11 servidores em sete grupos. Dessa forma, a fim de mitigar a variabilidade em função do local onde a partida foi jogada, os registros de “Ouro/min” foram normalizados pelos resultados médios de cada servidor.

Seguindo a lógica de adaptação proposta na seção anterior, os registros foram agrupados pelos confrontos ocorridos e não pela duração da partida. Dessa forma, para compor a relação de confrontos de cada campeão, cada registro de desempenho individual se transformou em cinco registros, sendo um para cada adversário naquela partida. Dessa forma, obteve-se um total de 3.176.100 registros únicos de resultados campeão-vs-campeão.

Além da diferenciação entre campeões, também foi feita a distinção de cada um deles em função da posição (*lane*) que ocupou na partida. Cada campeão pode jogar em uma das cinco posições: topo, selva, meio, suporte ou atirador e o estilo de jogo de cada campeão varia de acordo com seu papel na partida, o qual é diretamente relacionado com sua posição. O desempenho final de cada campeão é diretamente afetado por sua posição na partida e por isso é feita esta distinção na análise dos dados.

O total de combinações possíveis de 130 campeões em 16 posições diferentes resultaria em 4.324.320 possibilidades de confronto. Contudo, muitos desses confrontos jamais ocorrem de fato, pois, os campeões geralmente não são eficientes em todas as funções e seus usos se concentram em poucas opções. Assim, todas as ocorrências de determinado confronto foram elencadas em uma matriz com colunas e linhas ordenadas por ordem decrescente de somatório de ocorrências. Considerou-se que 20 registros seria o mínimo tolerável para que o confronto fosse incluído na análise.

Este número foi escolhido de acordo com Fisher e Lorie (1970) e Surz e Price (1999), que sugerem que um portfólio de 20 ativos é capaz de contornar as especificidades da fronteira eficiente, acessando mais de 75% das generalidades dos dados.

Dessa forma foram selecionadas 96 díades campeão/posição, as quais têm uma representação de 86.4% nas partidas do Patch 5; contra 77 adversários, os quais representam 78.5% do mesmo banco de dados. Ao todo, o grupo de dados selecionado para a análise representa 67.8% dos confrontos ocorridos no Patch 5. Apesar do menor número de confrontos tolerado ser de 20, o número médio de registros para cada encontro foi 285 e a mediana foi 155. Poucos encontros encontram-se na situação limítrofe de aceitação, o que reforça a fidedignidade dos dados analisados.

Foram calculadas todas as entradas necessárias para a formulação da fronteira: média, desvio padrão e correlação entre confrontos. Os dados coletados foram divididos, sendo 85% utilizado para o cálculo da fronteira e os 15% restantes preservados para servir de base de validação. Visto que não era possível saber de antemão se os resultados da fronteira eficiente incluindo todas as díades poderiam ser testados na base de validação, foram calculadas três fronteiras: a primeira incluindo a totalidade das 96 díades e outras duas fronteiras limitadas, respectivamente, às 46 díades (representando 43,9% dos confrontos, sendo o menor número de registros igual a 111, valor médio 651,4 e mediana 473) e 24 díades (representando 21,8% dos confrontos, sendo o menor número de registros igual a 420, valor médio 1.209,4 e mediana 981) mais utilizadas.

Foi usado um código de cores segundo o qual os campeões incluídos na fronteira 1 foram destacados em vermelho, aqueles incluídos na fronteira 2 foram destacados em amarelo e os que compõem a fronteira 3 foram destacados em verde.

A des usadas nas três fronteiras. Foi usado um código de cores segundo o qual os campeões incluídos na fronteira 1 foram destacados em vermelho, aqueles incluídos na fronteira 2 foram destacados em amarelo e os que compõem a fronteira 3 foram destacados em verde.

Figura 10 apresenta a lista das díades usadas nas três fronteiras. Foi usado um código de cores segundo o qual os campeões incluídos na fronteira 1 foram destacados

em vermelho, aqueles incluídos na fronteira 2 foram destacados em amarelo e os que compõem a fronteira 3 foram destacados em verde.

Figura 10 - Campeões considerados em cada ciclo de cálculos

TOPO	POSIÇÃO			
	SELVA	MEIO	SUPORTE	ATIRADOR
Poppy	LeeSin	Leblanc	Janna	Lucian
Fiora	Gragas	Ahri	Thresh	Ezreal
Nautilus	Elise	Zed	Alistar	Jhin
Graves	Kindred	Lux	Braum	Kalista
Shen	Nidalee	Corki	Bard	Vayne
Gangplank	Graves	TwistedFate	Morgana	Sivir
Malphite	Shyvana	Lulu	Soraka	Caitlyn
Trundle	MasterYi	Yasuo	Blitzcrank	Corki
Darius	Udyr	Azir	Nami	Jinx
Riven	RekSai	Fizz	Nautilus	Tristana
Rammus	Ekko	Lissandra	Leona	Draven
Quinn	Zac	Orianna	Lulu	Twitch
Renekton	JarvanIV	Anivia	Trundle	KogMaw
Pantheon	Sejuani	Viktor	Sona	Ashe
Gnar	Vi	Katarina		
Yasuo	Amumu	Morgana		
Nasus	Khazix	Annie		
Irelia	Evelynn	Ezreal		
Lulu	Nocturne	Talon		
Lissandra	Rammus	Malzahar		
Jax	Shaco	Diana		
Kayle	Rengar	Syndra		
Vladimir	Volibear			

Legenda
Fronteira 1
Fronteira 2
Fronteira 3

As medidas estatísticas estimadas segundo o teorema da fronteira eficiente foram elencadas em uma base de dados. Foram selecionadas as composições que apresentaram os melhores desempenhos possível para cada intervalo de 0,001 na dimensão de risco. Diferentemente do mercado financeiro, a aplicação da fronteira eficiente em LoL não permite uma escolha de risco zero, o que impossibilita a definição de um único portfólio ótimo. Dessa forma, foram selecionadas somente as combinações que atendiam ao princípio de maximização do retorno esperado e minimização do risco. Assim, mesmo algumas das equipes consideradas ótimas em sua faixa de risco foram descartadas ou por haver opção melhor em faixas de risco mais seguras ou por não atingirem o desempenho médio esperado (= 1,00).

4.4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A primeira fronteira calculada, considerando 96 dos 130 campeões, resultou em estimativas para 2.281.048 possíveis equipes. O grupo apresentou desempenho médio igual a 1,0043 e um desvio padrão de 0,0098. Já a segunda fronteira, considerando os 46 campeões mais populares, resultou em estimativas para 64.800 combinações, sendo sua a média de desempenho igual a 1,0104 e seu desvio padrão 0,0116. Por fim, a terceira fronteira grupo resultou em 2.250 estimativas, cuja média foi de 0,9977 e o desvio padrão de 0,0119. Tais resultados estão sumarizados na Tabela 10.

Tabela 10 - Comparação estatística dos grupos 1, 2 e 3

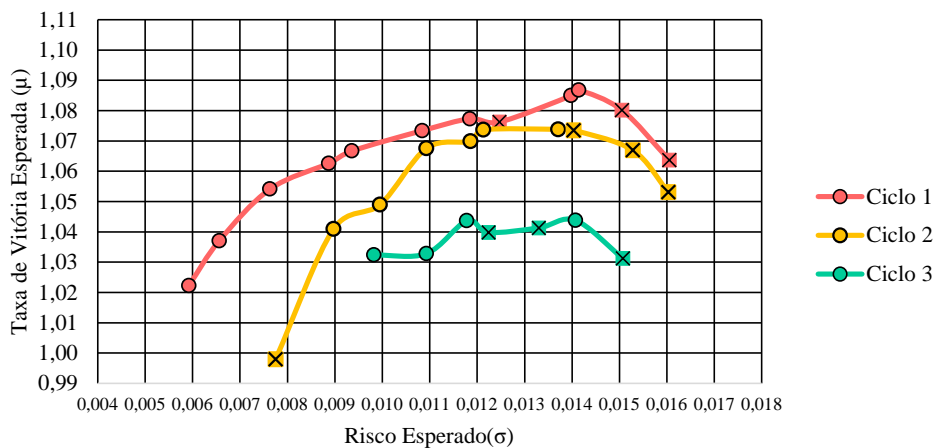
Fronteira	Combinações	Desempenho Esperado (μ)	Risco Esperado (σ)
1	2.281.048	1,0043	0,0098
2	64.800	1,0104	0,0116
3	2.250	0,9977	0,0119

Fonte: autoria própria

As fronteiras 1 a 3 restringiram as opções de campeões em função de sua frequência de utilização. Assim, era de se esperar que (i) a fronteira fosse mais eficiente em 1 e (ii) os resultados médios fossem mais eficientes em 3. A primeira afirmativa justifica-se pelo fato da fronteira buscar diversificação e, logo, funcionar mais adequadamente com um número maior de opções. A segunda afirmativa se explica em função da alta qualidade dos jogadores que, em tese, deveriam optar pelas melhores opções, seja em função de sua experiência, seja em função do uso de heurísticas de seleção. Surpreendentemente, os resultados da fronteira 3 foram menos eficientes que as demais em ambas dimensões. Assim, a análise genérica dos dados sugere que existem combinações mais eficientes que têm sido preteridas pelos jogadores analisados.

As três fronteiras calculadas são formadas por 19 equipes ótimas, cada uma formulada com base nos diferentes conjuntos de campeões e de acordo com uma faixa de risco de 0,001 da variação do desvio padrão. Os resultados estão expostos na Figura 11, na qual as 19 equipes ótimas estão indicadas com círculos e 10 equipes subótimas, que fazem parte da composição das fronteiras, mas foram descartadas da análise final por apresentar maior risco com menor retorno em comparação a outros pontos da mesma fronteira, estão indicadas com quadrados riscados ("X"). Como esperado, fronteiras com maior número de entradas apresentaram resultados mais eficientes.

Figura 11 - Fronteiras eficientes para o patch 6.5



Os desempenhos das equipes ótimas foram verificados na base de validação. Foram reservados 15% dos dados para essa finalidade, equivalendo a 95.283 partidas. Cada uma dessas partidas apresenta o confronto entre duas equipes, originando 190.566 possibilidades para teste. Contudo, nenhuma das equipes usadas nas partidas da base de testes apresentou composição exata com os cinco campeões selecionados nas posições especificadas através das 19 equipes ótimas resultantes das fronteiras calculadas.

Conforme já havia sido indicado pela análise geral dos dados, parece haver grande convergência das escolhas dos jogadores em opções subótimas. De fato, os campeões escolhidos com maior frequência, representados na fronteira 3, foram aqueles que apresentaram os piores resultados médios. Isso pode ser explicado por um “comportamento de manada” dos jogadores no sentido de escolher alguns personagens considerados populares pela comunidade do jogo, talvez até em função da influência de jogadores consagrados ou partidas com larga audiência. Alguns poucos jogadores e *streamers* possuem bases enormes de fãs e seguidores, admiradores que frequentemente imitam suas escolhas. Porém, esse ponto não pôde ser testado quantitativamente.

A possibilidade de aumentar o tamanho da base de validação foi cogitada como forma de reforçar a validação, mas isto afetaria negativamente a confiabilidade dos cálculos. Assim, optou-se por verificar o desempenho de equipes nas quais quatro das cinco díades personagem-posição estivessem de acordo com as equipes ótimas calculadas. Apesar de não se tratarem exatamente das equipes selecionadas, elas

apresentariam 80% da composição das mesmas. Mesmo flexibilizando a busca desta forma, a fronteira 1 resultou em apenas seis registros. A taxa de vitória específica do grupo foi muito baixa (33.3%), contudo o número de apenas 6 registros não confere confiança suficiente para o resultado. Para tanto, foi considerado o mesmo critério apresentado anteriormente de que pelo menos 20 registros são necessários para um conjunto contornar suas especificidades e refletir mais de 75% das generalidades (Surz e Price 1999). Por outro lado, as fronteiras 2 e 3 atendem a esta condição, apresentando respectivamente 27 e 47 registros. As taxas de vitórias das equipes com quatro das cinco díades indicadas por essas fronteiras foram significativamente mais altas: 63% e 66%, respectivamente. Ao todo foram encontradas 80 ocorrências na base de validação com quatro campeões entre os presentes das equipes ótimas. Destas, 50 resultaram em vitórias e 30 resultaram em derrota, produzindo uma taxa de vitória de 62,5%. Esse resultado se mostra importante na medida em que as taxas médias de vitória dos personagens naturalmente é 50%. Especificamente neste patch 95% dos personagens apresentaram taxa de vitória média entre 44% e 54,6%, sendo que o personagem com o melhor desempenho médio individualmente apresentou taxa de vitória de 55,5%. De modo geral, tal resultado sugere que o modelo da fronteira eficiente foi capaz de selecionar combinações de campeões com resultados mais positivos. Vale ressaltar que esta afirmação é restrita ao conjunto de dados do Patch 6.5. A validação do modelo foi comprometida pela alta concentração das escolhas em um grupo pequeno de campeões e pelo grande número de combinações possíveis no jogo. A fim de ressaltar essa convergência significativa, foi elaborado o APÊNDICE 2, com a frequência de escolha dos principais campeões.

A Tabela 11 sintetiza os resultados da análise com quatro das cinco díades sugeridas pelas fronteiras. Os campeões Bard e Morgana foram consistentemente apresentados entre as melhores opções de Suporte, independente do grupo analisado. Isto mostra uma congruência entre as escolhas dos melhores jogadores do mundo e o modelo proposto. Já nas posições de Meio e Atirador, verificou-se que as escolhas mais frequentes dos jogadores (como Lucian, Corki e Kalista) divergem das sugestões da fronteira eficiente mais completa (KogMaw, Draven e Anivia). Considerando o suposto comportamento dos jogadores de seguirem ídolos em comum, é bem provável que as suas escolhas apresentem certa convergência. Este estudo indica, no entanto, que provavelmente opções mais eficientes estão sendo menosprezadas.

Em particular, uma análise subjetiva dos campeões indicados pela fronteira aponta uma prevalência de personagens do tipo “*farmer*”, que são aqueles com uma propensão natural ao acúmulo de ouro, seja em função de habilidades de dano em área que favorecem abate das tropas (p.ex. Shyvana e Gangplank) ou por habilidades passivas (p.ex. Twisted Fate e Gangplank). Aparentemente o modelo indica que o controle de grupo esteja mais presente nas rotas (p. ex. Anivia, Twisted Fate, Morgana, Kalista), enquanto campeões da selva focam mais em dano (p. ex. Shyvana, Nocturne e Nidalee). Também merece destaque a opção por campeões com estilos mais colaborativos que individualistas (p. ex. Kalista, Anívia, Morgana), em particular dos dois campeões com habilidades globais (Twisted Fate e Gangplank) que podem ajudar os aliados imediatamente de qualquer lugar do mapa.

Tabela 11 - Taxa de vitória das equipes com a combinação de pelo menos quatro campeões indicados pelo método

Grupo	SELVA	MEIO	SUPORTE	ATIRADOR	MÉDIA	DESVIO	VITÓRIAS	DERROTAS	TAXA DE VITÓRIA	TAXA DE VITÓRIAS P/GRUPO	
1	Renekton	Nocturne	Anivia	Morgana	Corki	1.02228	0.00592	0	1	0.0%	
1	Jax	Nocturne	Anivia	Morgana	KogMaw	1.03702	0.00656	0	0		
1	Gangplank	Nocturne	Anivia	Morgana	KogMaw	1.0541	0.00763	0	0		
1	Gangplank	Nidalee	Anivia	Morgana	KogMaw	1.0626	0.00887	1	0	100.0%	
1	Gangplank	Shyvana	Anivia	Morgana	KogMaw	1.06668	0.00936	0	0		33.3%
1	Gangplank	Shyvana	TwistedFate	Bard	KogMaw	1.07338	0.01084	1	1	50.0%	
1	Gangplank	Rengar	TwistedFate	Morgana	Draven	1.07732	0.01185	0	1	0.0%	
1	Gangplank	Shyvana	TwistedFate	Sona	Draven	1.08494	0.01398	0	0		
1	Gangplank	Shyvana	TwistedFate	Morgana	Draven	1.08676	0.01414	0	1	0.0%	
2	Poppy	MasterYi	TwistedFate	Morgana	Corki	1.04092	0.00897	4	1	80.0%	
2	Gangplank	Shyvana	Fizz	Bard	Corki	1.04892	0.00995	0	0		
2	Gangplank	Shyvana	TwistedFate	Morgana	Corki	1.06758	0.01093	1	1	50.0%	63.0%
2	Gangplank	Shyvana	TwistedFate	Bard	Kalista	1.06986	0.01186	6	2	75.0%	
2	Gangplank	Shyvana	TwistedFate	Morgana	Kalista	1.07368	0.01213	2	2	50.0%	
2	Gangplank	Shyvana	TwistedFate	Morgana	Lucian	1.07382	0.01371	4	4	50.0%	
3	Fiora	Nidalee	Ahri	Morgana	Kalista	1.03236	0.00982	9	3	75.0%	
3	Poppy	Nidalee	Zed	Bard	Kalista	1.03284	0.01093	12	5	70.6%	66.0%
3	Fiora	Nidalee	Corki	Morgana	Kalista	1.04366	0.01178	6	0	100.0%	
3	Fiora	Nidalee	Corki	Morgana	Lucian	1.0438	0.01407	4	8	33.3%	
TOTAL					1.0566	0.01162	50	30	62.5%		

Fonte: autoria própria

4.5 CONCLUSÕES

A transdisciplinaridade surge como uma nova forma de promover a integração dos saberes, atingindo níveis mais profundos de interação (Bicalho e Oliveria, 2011). Áreas do conhecimento emergentes podem beneficiar-se de estudos e conceitos já consolidados em outros cenários para alcançar uma melhor compreensão do panorama inovador. Seguindo esta lógica, o presente estudo buscou adaptar os conceitos da teoria moderna do portfólio, oriunda da literatura de finanças, ao contexto dos *eSports*, mais especificamente de *League of Legends*.

Foram coletados dados de desempenho dos 200 melhores jogadores de cada um dos 11 servidores disponíveis no API da desenvolvedora do jogo. Com os dados do Patch mais jogado na Temporada 6 foram calculadas três fronteiras eficientes, cada uma considerando uma quantidade diferente de campeões. Verificou-se que existe uma grande convergência nas escolhas dos jogadores analisados. Em função desta alta concentração, não foi possível encontrar nenhuma ocorrência exata das 19 equipes sugeridas pelo modelo na base de testes. Restringindo a análise para 4 dos 5 integrantes destas equipes foram encontrados 80 registros na base de validação, resultando 50 deles em vitória da equipe recomendada. A taxa de vitória do grupo de testes foi de 62,5%. Assim, os resultados indicaram que a aplicação do modelo para otimização na composição das equipes se justifica. Ademais, os resultados indicam que a aplicação da ferramenta proposta permite identificar combinações vencedoras que podem não ter sido identificadas nem pelos mais qualificados jogadores.

As descobertas podem servir de estímulo à comunidade de jogadores para buscarem testar estratégias e combinações diferentes daquelas consolidadas. Este modelo também pode ser utilizado pela Riot para melhor balancear os campeões. Para equipes profissionais de LoL, o mesmo modelo poderia ser aplicado considerando as especificidades de cada equipe e montando combinações ótimas específicas, de acordo com características pessoais de seus jogadores.

Diversas limitações do estudo devem ser apontadas. Em primeiro lugar, a restrição de aplicação em um único Patch é importante. A ampliação com análise comparativa de outros Patches pode ajudar a refinar e validar a aplicação. Por outro lado, uma das premissas

do estudo limitava a análise às partidas dos jogadores melhor ranqueados nos seus respectivos servidores. A replicação com dados de jogadores menos qualificados pode gerar importantes insights adicionais e, em particular, pode ajudar a testar a hipótese de “comportamento de manada” levantada para explicar a divergência entre as escolhas de personagens mais populares e as combinações ótimas sugeridas pela fronteira.

4.6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABNT. Associação Brasileira de Normas Técnicas. **ABNT NBR ISO 31000:2009 – Gestão de Riscos: princípios e diretrizes**. 2009.

ALESSANDRI, T. M.; FORD, D. N.; LANDER, D. M.; LEGGIO, K. B.; TAYLOR, M. Managing risk und uncertainty in complex capital project. **The Quarterly Review of Economics and Finance**, v.44, p.751-767, 2004.

BARCELLOS, R. L. A. **Avaliação da fronteira eficiente multiperiodicial para otimização de carteiras**. Porto Alegre, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Escola de Administração, Curso de Administração, 2010.

BICALHO, L.; OLIVEIRA, M. **Aspectos Conceituais da Transdisciplinaridade e a Pesquisa em Ciência da Informação**. Informação & Sociedade, v. 21, n. 2, maio/agosto de 2011.

BOAVENTURA, E. M. **Metodologia da Pesquisa: Monografia**; Dissertação; Tese. São Paulo, Atlas, 2009.

BURRELL, J. **Raising the Stakes: E-Sports and the Professionalization of Computer Games**. The MIT Press, 2012.

CLAYPOOL M.; KICA A.; LA MANNA A.; O'DONNELL L.; PAOLILLO T. **On the Impact of Software Patching on Gameplay for the *League of Legends* Computer Game**. Computer Science Department, Worcester Polytechnic Institute Worcester, MA, USA, 2015.

FINANCE TRAIN. **Effect of Correlation on Diversification**. CFA Exam Level 1, Portfolio Management. Imagem disponível em: <http://financetrain.com/effect-of-correlation-on-diversification/>. Acesso em: 22 de março de 2017.

FISHER, L.; LORIE, J. H. Some Studies of Variability of Returns on Investments in Common Stocks. **The Journal of Business**, v. 43, p. 99-134, 1970.

GALEANO, R. C.; SUSLICK, S. B.; PINTO, M. A. S.; LIMA, G. A. C. **Impacto de diferentes métricas de risco na seleção de portfólios de projetos de produção de petróleo**. REM: R. Esc. Minas, Ouro Preto, v. 62, n. 3, p. 305-313, 2009.

GAUDIOSI, J. **This company is hosting the first ever eSports event at Madison Square Garden**, 2015. Disponível em <http://fortune.com/2015/06/09/riot-games-eSports/>. Acesso em: 3 de mar. 2017.

HIRSCHEY, M.; NOFSINGER, J. R. **Investments: Analysis and Behavior**. McGraw-Hill Irwin, 2008, 645p.

FITT, A. D. Markowitz portfolio theory for soccer spread betting. **IMA Journal of Management Mathematics**, novembro de 2008.

JARVEY, N. **YES, 32 MILLION FANS WATCHED THIS EVENT YOU'VE NEVER HEARD OF**. Hollywood Reporter, 2015. ISSN 100059803.

JORDAN, B. D.; MILLER, T. **Fundamentals of Investments**. USA, Irwin/McGraw-Hill, 2008.

KANG, D.; KIM, M. Poisson Model and Bradley Terry Model for Predicting Multiplayer Online Battle Games. **Seventh International Conference on Ubiquitous and Future Networks**, 2015.

KÖLES M.; PÉTER Z.. **Learn to play, noob!** 7th IEEE International Conference on Cognitive Infocommunications (CogInfoCom 2016); Wrocław, Poland, 2016.

KOLLAR, P. **The Past, Present and Future of League of Legends Studio Riot Games**, 2016. Disponível em <http://www.polygon.com/2016/9/13/12891656/the-past-present-and-future-of-league-of-legends-studio-riot-games>. Acesso em: 3 de março 2017.

MARKOWITZ, H. M. **Portfolio selection**. Journal of Finance, v. 7, n. 1, p. 77-91, 1952.

MARKOWITZ, H. M. **Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments**. John Wiley, Nova Iorque, NY, 1959.

MITCHELL, F. **It's official — 'eSports' is in the dictionary.** The Daily Dot, 2015.

NEWZOO. *eSports* Awareness Exceeds 1 Billion as New Global & Local Initiatives are Launched, 11 de Maio de 2016. Disponível em <<https://newzoo.com/insights/articles/global-eSports-awareness-exceeds-1-billion-as-new-initiatives-launched/>> . Acesso em: 3 de mar. 2017.

PAUL, J. **By The Numbers: Most Popular Online Games Right Now**, 2016. Disponível em: <https://nowloading.co/posts/3916216>. Acesso em: 6 de mar. 2017.

QUANDT T., CHEN V. H., MÄYRÄ F., LOOY J. V.; **(Multiplayer) gaming around the globe? A comparison of gamer surveys in Four Countries.** Routledge, p.23-46, janeiro de 2014.

SEIBERT L.; DALLA VECCHIA R.; **A discussão e a produção de conhecimento matemático no âmbito cultural que envolve o jogo *League of Legends***, XIV Conferência Interamericana de Educação Matemática; Tuxtla, Chiapas, México, 2015.

SINGH, R.; SAIKIA, H.; BHATTACHARJEE, D.; Application of Markowitz Model for Analyzing the Performance of Cricket Teams in Indian Premier League. *Metamorphosis*, v. 14, n.1, pp. 14-24, 2015.

SURZ, R. J.; PRICE, M. **The Truth About Diversification by the Numbers.** The Journal of Investing, v.9, n. 4, p. 93-95, 2000.

VIDOR, G. **O Mercado de 'games' no mundo fatura mais que cinema e música, somados**, 2015. Disponível em: <http://oglobo.globo.com/economia/o-mercado-de-games-no-mundo-fatura-mais-que-cinema-musica-somados-16251427>. Acesso em: 6 de mar. 2017.

WILLIAMS, D. **Just how big has eSports become?** Insider, 2015.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste capítulo são apresentadas as principais conclusões da dissertação, bem como as sugestões para estudos futuros a serem propostos a partir deste trabalho.

5.1 CONCLUSÕES

Este trabalho se propôs a explorar a rede de valor que sustenta o jogo e testar o modelo de fronteira eficiente como ferramenta de suporte à tomada de decisão estratégica em *League of Legends*. Para tanto, dividiu-se em três artigos que consecutivamente buscaram resolver os objetivos secundários traçados inicialmente.

Os objetivos específicos de explorar o modelo de negócio e as inter-relações dos atores no ecossistema do jogo (objetivo i) e de identificar as decisões mais críticas para os principais atores (objetivo ii) foram atendidos, principalmente, pelos resultados do artigo 1. Foram utilizadas as técnicas de Rede PESTEL e do *Business Model Canvas* para organizar o conhecimento acerca do tema. Posteriormente foram feitas entrevistas semiestruturadas com especialista de notório saber. Os achados foram reunidos e apresentados na forma de um mapa da rede de valores, o qual retrata de maneira ampla as conexões entre os diferentes *stakeholders* e possibilita a identificação dos valores mais críticos ao sistema.

O artigo 2 focou-se em identificar indicadores de desempenho capazes de quantificar os resultados do jogo (objetivo iii). Foram coletados dados dos melhores jogadores de cada um dos 11 servidores do jogo ao longo de aproximadamente 8 meses. Quatro variáveis principais do jogo foram estratificadas de acordo com a duração da partida. Utilizando o método GEE para verificar quais seriam mais relevantes em cada momento do jogo, obteve-se o resultado de predominância significativa do ouro coletado sobre as demais variáveis ao longo de toda a partida.

O artigo 3 buscou adaptar e testar os conceitos da teoria moderna do portfólio ao contexto do jogo (objetivo iv), servindo especificamente para a seleção das melhores composições de equipes. Apoiado na descoberta do artigo anterior, este artigo utilizou o ouro como indicador de desempenho dos diferentes grupos de campeões nas posições em que eles foram mais jogados durante o patch 6.5. Os dados coletados foram divididos, servindo 85%

como base para os cálculos enquanto 15% para base de validação. Foram então calculadas três fronteiras eficientes, buscando maximizar seu desempenho com a maior consistência possível. O resultado foram 19 equipes ótimas em função de diferentes tolerâncias de risco. A taxa de vitória dessas equipes verificada na base de validação foi de 62.5% o que indica que o método é eficaz para selecionar combinações com resultados.

5.2 CONTRIBUIÇÕES E SUGESTÕES DE PESQUISAS FUTURAS

De modo geral, pode-se dizer que este trabalho contribui significativamente para a formação de um corpo de conhecimentos sólido para estudo e otimização de decisões em *eSports*. Esta aplicação específica, que já encontra respaldo nos esportes tradicionais, ainda é incipiente nos esportes eletrônicos.

A principal contribuição acadêmica do primeiro artigo foi a exploração do tema emergente dos *eSports*, em especial sobre *League of Legends*, da perspectiva pouco explorada dos modelos de negócios e rede de valor. De maneira prática, espera-se que este trabalho forneça subsídios para melhorar as atividades, principalmente, de equipes profissionais, patrocinadores e desenvolvedores de jogos eletrônicos. Ele também pode servir para potenciais investidores destes mercados tomarem conhecimento das dinâmicas de trocas que ocorrem entre as partes. De modo mais geral, tem utilidade até mesmo como ferramenta de divulgação do emergente fenômeno dos *eSports* e da validade da pesquisa acadêmica dedicada a tal fenômeno.

A forma como o GEE foi aplicado no artigo 2 representa uma contribuição acadêmica importante de caráter metodológico. Cada período analisado produziu um agregado que foi utilizado no momento seguinte. Esta variação, não identificada em estudos aplicando o mesmo método em contextos similares (esportes tradicionais), pode ser aplicada em diversos outros conjuntos de dados que compartilhem da mesma característica de temporalidade.

O artigo 3 traz diversas contribuições acadêmicas. Primeiramente, há a adaptação e aplicação de um método tradicional da literatura de finanças em um contexto de otimização de tomada de decisão estratégica. Tal contribuição tem caráter inovativo e representa a principal contribuição da dissertação como um todo. Um aprimoramento em relação ao que

foi feito no artigo 3 seria computar a fronteira eficiente ponderadamente pela utilização dos campeões. Durante o patch 6.5, por exemplo, o campeão Lucian foi o muito mais utilizado que os demais. Logo, uma fronteira que considerasse essa preferência poderia apresentar resultados mais consistentes. Da mesma forma, diversas sugestões de ampliação da aplicação da fronteira podem ser sugeridas, como tomar como ponto de partida os dados de jogadores menos qualificados e analisar comparativamente os resultados de diferentes patches dentro da mesma temporada.

A combinação dos métodos de GEE e da fronteira eficiente mostrou-se, de modo geral, competente para suportar a decisão de formação de equipe ótimas em LoL. A mesma combinação poderia ser testada em outros *eSports* e esportes tradicionais. Outra sugestão de melhoria na aplicação combinada dos métodos seria a utilização de estratos menores de tempo, bem como a inclusão de variáveis que representem a posição dos personagens ao longo da partida, o que permitiria um entendimento melhor dos papéis executados por cada personagem ao longo da partida (os quais foram, neste trabalho, simplificados na análise da posição principal dos mesmos em função das *lanes*).

GLOSSÁRIO

Campeão	Personagem escolhido pelo Jogador (Invocador) para representá-lo no Jogo. A cada partida pode-se escolher um novo Campeão entre os 130 disponíveis. Cada Campeão possui um conjunto de 3 Habilidades ativáveis, uma Habilidade passiva, e uma Habilidade Especial conhecida com Ultimate.
Caçador	Posição desempenhada por um jogador de cada Equipe, que, ao contrário dos demais, não fica em nenhuma Rota, mas transita entre elas.
Chat	Mecanismo que permite conversa de texto entre os Jogadores.
Dano	Subtração na vida de um adversário através de ataques ou Habilidades. Pode ser de 3 tipos: Dano Físico (mitigado por Armadura), Dano Mágico (mitigado por Resistência Mágica) e Dano Verdadeiro (não pode ser mitigado).
Elo	Sinônimo de Tier.
Experiência	Recompensa por destruir construções, abater tropas ou campeões adversários, ou ainda devido ao abate de Monstros Neutros. Ao acumular Experiência suficiente, um campeão sobe de nível, ganhando atributos como Dano, Armadura, etc... Além de ganhar um Ponto de Habilidade.
Franquia	Sistema de Liga análogo à NBA (National Basketball League) dos Estados Unidos. Onde cada time detêm parte dos direitos da Liga, e a única forma de se ingressar na mesma é comprando um time.
Habilidades	Cada Campeão possui um conjunto de 3 Habilidades ativáveis, uma Habilidade passiva, e uma Habilidade Especial conhecida com Ultimate. Ao acumular experiência suficiente para subir de nível, um

	Invocador ganha um ponto para alocar em uma de suas habilidades, tornando-a mais forte.
Inibidor	Construções próximas a cada Nexus. Cada Equipe dispõe de 3 Inibidores em sua base, um em cada Rota. Ter um de seus Inibidores destruído faz com que, na respectiva Rota, além das 6 Tropas habituais, surja uma Super Tropa para a Equipe adversária. Inibidores se restauram 5 minutos após serem destruídos.
Invocador (Jogador)	Nome dado a cada Jogador no ambiente virtual.
Momentum	Efeito análogo ao Snowball que faz referência à inércia de uma Equipe em direção à vitória.
Monstros Neutros	Personagens controlados por Inteligência Artificial que nascem em locais específicos na Selva a cada 2 minutos.
Nexus	Construção inserida no centro da base de cada equipe, cuja destruição implica na derrota da Equipe detentora do mesmo.
Ouro	Recompensa por destruir construções, abater tropas ou campeões adversários, ou ainda devido ao abate de Monstros Neutros. Além disso cada Jogador ganha uma certa quantidade de Ouro pelo simples passar do tempo em uma partida. Ouro pode ser investido na compra de Itens que conferem atributos ao campeão, tornando-o mais forte.
Patch	Atualização menos expressiva que funciona como um ajuste fino nos aspectos do jogo. Cada versão do jogo recebe uma numeração que contempla sua temporada e seu patch (A versão 6.12, por exemplo é o décimo segundo Patch da sexta Temporada).
Relegação	Sistema de Liga análogo ao Campeonato Brasileiro de Futebol, onde os times com o pior desempenho são rebaixados à uma Liga de acesso, e os times com o melhor desempenho da Liga de acesso ocupam as vagas liberadas.

Rotas	Nome dado partes específicas no Vale dos Invocadores onde as tropas percorrem seu caminho rumo ao Nexus adversário. São um total de 3 Rotas: Rota Inferior (parte mais abaixo e á direita no mapa), Rota do Meio (uma linha reta entre as bases), e Rota Superior (parte mais acima e à esquerda no mapa).
Sabermetrics	Método de análise utilizado para determinar os atributos mais desejáveis em jogadores de Baseball.
Selva	Espaço entre as Rotas, populado por Monstros Neutros, e onde os Caçadores preparam emboscadas.
Snowball	Efeito análogo à uma bola de neve onde o acúmulo de recursos por parte de uma Equipe a torna mais forte, e confere acesso a mais recursos.
Streams	Transmissão de conteúdo online em tempo real.
Super Tropas	Tropa adicional que surge em uma Rota a cada 30 segundos, como recompensa por destruir um Inibidor adversário.
Temporada	Atualização anual, onde vários aspectos do jogo sofrem mudanças expressivas, visando melhorias de experiência por parte dos jogadores.
Tier	O ranqueamento em League of Legends se dá em 7 Tiers: Bronze, Prata, Ouro, Platina, Diamante, Mestre e Desafiante. Os Tiers se comportam como graduações, onde jogadores de um mesmo nível de performance jogam entre si, e ao vencer sucessivas vezes, são promovidos ao tier seguinte.
Torres	Construções defensivas muito resistentes que atacam quaisquer inimigos que se aproximem delas. Cada Equipe conta com um total de 11 torres, 3 em cada Rota e 2 protegendo o Nexus.
Tribunal dos Jogadores	Mecanismo que permite que um Jogador analise o comportamento de outro e o julgue digno de punição ou não. O processo garante o anonimato de ambas as partes.

- Tropas Personagens controlados por inteligência artificial que nascem a cada 30 segundos, em grupos de 18, nas bases de cada Equipe. Após seu surgimento na base, 3 conjuntos de 6 tropas se separam, cada um seguindo por uma Rota.
- Vale dos Invocadores Cenário onde os invocadores, controlando seus respectivos campeões se enfrentam. Também chamado pelo nome em inglês: Summoner's Rift.

APÊNDICE 1- Stakeholders de League of Legends, com base na pesquisa de Fontes Secundárias

Stakeholders Genéricos	Stakeholders Específicos	Exemplos
Comunidade	Jogadores	Jogadores Amadores
	Espectadores e Entusiastas	Via cliente, Via canais de transmissão, Ao vivo, Geek Pride
Desenvolvedores Primários	RIOT	RIOT
Desenvolvedores Secundários	Programas de apoio	Championfy, LeagueSI, Game Cam
	Sites de apoio	ChampionGG, LoL Nexus, ChampionSelect
	Arte Gráfica	DeviantArt, Pinterest
	Desenvolvedores de skins	LeagueCraft
	Sites de apostas	Unikrn, Pinnacle
Profissionais	Streamers	Bjergsen, Pink Sparkles, Imaqtpie
	Jogadores Profissionais	Faker, Smeb, Ambition
	Equipes Profissionais	Nacionais (PAIN, CNB, INTZ), Estrangeiras (SKT1, C9, ROX)
Patrocinadores	Processadores & Placas de Computador	Nvidia, Kingston HyperX, Intel
	Mouses & Teclados	Logitech, Razer
	Bebidas	Redbull, Coca Cola, Monster
	Telecom	Samsung, HTC, SK Telecom
	Monitores	BenQ
Canais de Transmissão	Fones de ouvido e Som	Turtle Beach
	Stream de jogos	Youtube, TwitchTV, Azubu, Youtube, Afreeca
	TV	MBC Game, Ongamenet
	Mídia secundária (replays, técnica, diversão, spin offs)	Facebook, Twiter , Reddit
Ligas	Mundial	League of Legends World Championship
	América do Norte	League of Legends Championship Series América do Norte (LCS NA)
	Europa	League of Legends Championship Series Europa (LCS EU)
	Coreia do Sul	OGN Champions (OGN)
	China	League of Legends Pro League (LPL)
	Sudeste Asiático	Garena Premier League (GPL)
	Brasil	Campeonato Brasileiro de League of Legends (CBLol)
	Campeonatos Menores	Seleção CNB, Nocaute
Organizadores de Eventos	Lan houses	Nocaute
	Bares	Meltdown
	Festas Cosplay	Campeonato de Cosplay
	Convenções	Convenção de Animes Otaku Sekai (CAOS), Super-Con
	Encontros em parques	Encontro na Torre

APÊNDICE 2 - Frequência de escolha das díades capeão-posição no patch 6.5

