

APRENDIZAGEM DE HATE SPEECH NOS ESPORTS

LEARNING HATE SPEECH IN ESPORTS

Lia Vicentini¹, Flávio Kirst², Ângela De-Bortoli³, & Robélius De-Bortoli^{†4}

¹Universidade Paulista-UNIP, Sorocaba, Brasil.

²Rede Doctum de Ensino, Serra, Brasil.

³Universidade de Passo Fundo, Rio Grande do Sul Brasil.

⁴Universidade Federal de Sergipe, Sergipe, Brasil.

Resumo: O Hate Speech (HS) é uma realidade na sociedade mundial. A principal preocupação quando estudado o HS é a possibilidade de o mesmo levar a crimes. O HS por si só pode ter efeitos devastadores. Por exemplo, o HS pode silenciar aqueles que são seus alvos. O objetivo deste artigo é formular teoria sobre aprendizagens de HS de jogadores de Esports. Este é um estudo documental retrospectivo utilizando o método chamado Ground Theory e se baseia em três pilares básicos denominados ‘conceitos’, ‘categorias’ e ‘proposições’. A amostra foi selecionada à partir de duas buscas na base de dados SCOPUS utilizando as palavras chave ‘hate speech’ e posteriormente ‘league of legends’ que estivessem presentes no título, resumo ou palavras chave dos artigos. Da busca resultaram respectivamente 1.383 e 166 publicações. Inicialmente foram analisadas qualitativamente e posteriormente as publicações foram analisadas de forma qualitativa. Após detalhada análise da literatura parece evidente que os estudos no campo do Hate Speech são recentes, principalmente entre jogadores de Esports. É um tema atual e em franco desenvolvimento; os Esports produzem Hate Speech entre os seus jogadores; o processo de aprendizagem do Hate Speech se dá pelo reforço de comportamento e de resultados de jogo; os Administradores dos Esports demonstram preocupação em minimizar o Hate Speech e; a chave para minimizar o Hate Speech é atuar nos comportamentos dos atletas vencedores.

Palavras-Chave: Comportamento Perigoso, Violência, Hostilidade, Jogos de Vídeo

Abstract: Hate Speech (HS) is a reality in the world society. The main concern when studying HS is the possibility of it leading to crimes. HS alone can have devastating effects. For example, HS can silence those who are its targets. The purpose of this article is to formulate theory about Hate Speech learning from Esports players. This is a retrospective documentary study using the method called Ground Theory and is based on three basic pillars called ‘concepts’, ‘categories’ and ‘propositions’. The sample was selected from two searches in the SCOPUS database using the keywords ‘hate speech’ and later ‘league of legends’ that were present in the title, abstract or keywords of the articles. The search resulted in 1,383 and 166 publications, respectively. Initially they were analyzed qualitatively and later the publications were analyzed qualitatively. After a detailed analysis of the literature, it seems evident that studies in the field of Hate Speech are recent, especially among Esports players. It is a current and rapidly developing topic; esports produce hate speech among their players; the learning process of hate speech occurs through the reinforcement of

[†]Autor de Correspondência: Robélius De-Bortoli (robélius@academico.ufs.br)

Submetido: 24 de setembro de 2020

Aceite: 27 de abril de 2023

behavior and game results; Esports Administrators show concern to minimize Hate Speech and; the key to minimizing hate speech is to act on the winning athletes' behaviors.

Keywords: Dangerous Behavior, Violence, Hostility, Video Games

O Hate Speech (HS), encontrado na língua portuguesa traduzido como ‘Discurso de Ódio’, é uma realidade na sociedade mundial. Ele abrange comentários que são necessariamente dirigidos contra uma pessoa ou um determinado grupo de pessoas e inclui todas as formas de expressão que espalhem, incitem, promovam ou justifiquem o ódio racial, xenofobia, anti-semitismo ou outras formas de ódio com base na intolerância (Weber, 2009).

Por outro lado, muitas pessoas argumentariam que HS não é a mesma coisa que linguagem meramente ofensiva. HS seria mais extremo, podendo ser algo da natureza, por exemplo. Parece consenso que nem todos concordam que há algo moralmente inaceitável em usar uma linguagem ameaçadora contra grupos raciais ou religiosos (Brown & Sinclair, 2019).

A principal preocupação quando estudado o HS é a possibilidade de o mesmo levar a crimes. O HS por si só pode ter efeitos devastadores. Por exemplo, o HS pode silenciar aqueles que são seus alvos. Por este motivo, o HS é uma injustiça separada dos atos de crime de ódio físico (Demaske, 2020). Na prática, o HS pode ter seus efeitos mais fortes quando adotado frente a outras pessoas, as quais são os alvos ou mesmo simples ouvintes, compartilhando o ambiente. Essa situação se potencializa quando as pessoas que estão presentes virtualmente nos ambientes, o que é muito frequente em ambientes de jogos virtuais ou videogames, atualmente muito populares mundialmente.

Os jogos virtuais são definidos na literatura como ‘Esporte Eletrônico’, ‘Esports’, ‘Cibersport’, ou ‘e-Sport’. Consideremos a definição e nomenclatura de Pluss et al. (2019). Os autores consideram que Esports envolvem indivíduos e/ou equipes de jogadores que competem em competições de videogame por meio da interação humano-computador. A participação em esportes eletrônicos aumentou substancialmente na última década, com uma população estimada de mais de 100 milhões de jogadores em todo o mundo, mas apesar desse interesse crescente, ainda há conhecimento limitado gerado em relação às partes interessadas no esporte, como os seus consumidores (Jang & Byon, 2020).

Quando analisados o movimento financeiro consequente dos Esports percebe-se que deveria ser dada maior atenção ao seu entorno, pois parece ser uma realidade que só cresce. Vejamos, Esports é uma das avenidas de entretenimento de crescimento mais rápido no mundo hoje, projetada para ter receitas de aproximadamente US \$ 1,5 bilhão até o ano de 2020 (Sweeney et al., 2019). Se comparados os valores envolvidos com um esporte tradicional como futebol, no ano de 2017 o campeão do torneio de Dota 2 - jogo de arena - ganhou cerca de R\$ 44 milhões, 43% a mais do que o Clube de futebol Grêmio Foot-Ball Porto Alegrense que venceu a Libertadores do ano passado – R\$ 25 milhões. O sistema de premiação é baseado em crowdfunding (IG, 2018), portanto reflexo do interesse despertado por ele.

Os Esports se baseiam em relações virtuais. Mesmo quando jogado de forma coletiva, as equipes são formadas aleatoriamente. As relações são de cooperação e competição e levam os jogadores a situações extremas e com alguma frequência os jogadores são de países diferentes. Os resultados obtidos pelos jogadores são os melhores identificadores de padrão de comportamento, pois não há ‘treinamentos’ para os jogadores e seus aprendizados são mais centrados em observação de padrões comportamentais dos vencedores. Nos Esports, a expertise surge sem a influência de ambientes de treinamento sistemático guiado, o que apresenta uma oportunidade de investigar em um domínio ainda a ser contaminado por muitos dos fatores de confusão que complicam o entendimento sobre o desenvolvimento de expertise (Pluss et al., 2019).

Essa posição é sustentada ao analisar os gatilhos importantes para respostas afetivas positivas. Os resultados sugeriram comportamento de torcida, semelhança, cosplay e densidade social. Quando os organizadores ou gerentes de eventos esportivos desenvolvem suas estratégias de marketing, eles precisariam considerar o impacto dos fatores da atmosfera social. O comportamento de torcida é o gatilho mais forte para respostas afetivas positivas (Jang et al, et al, 2020). Considerando os argumentos apresentados, questiona-se a possibilidade de identificar medidas adotadas para evitar, minimizar aprendizagem de padrões de comportamento indesejados dos atletas de Esports. O objetivo deste artigo é formular teoria sobre aprendizagens de Hate Speech de jogadores de Esports.

MÉTODO

Este é um estudo documental retrospectivo utilizando o método chamado Ground Theory (Corbin & Strauss, 1990). Ela se baseia em três pilares básicos denominados ‘conceitos’, ‘categorias’ e ‘proposições’. O universo considerado foi a base de dados SCOPUS e as publicações lá disponíveis. A amostra foi selecionada à partir de duas buscas utilizando as palavras chave ‘*hate speech*’ e posteriormente ‘*league of legends*’ que estivessem presentes no título, resumo ou palavras chave dos artigos. A escolha deste Esport deu-se por conveniência por apresentar todos elementos desejados de ser virtual, jogado em equipe formada aleatoriamente e ser disponibilizado com público que assiste online.

Da busca resultaram respectivamente 1.383 e 166 publicações. Inicialmente foram analisadas qualitativamente em uma análise bibliométrica para entender sua evolução e pertinência ao objetivo do estudo (Figura 1). Posteriormente as publicações foram analisadas de forma qualitativa à partir da busca de conceitos presentes nos resultados e conclusões dos estudos. Nessa fase objetivou-se identificar como o tema é tratado na literatura para então categorizá-los e formular as proposições e entendimentos sobre o tema.

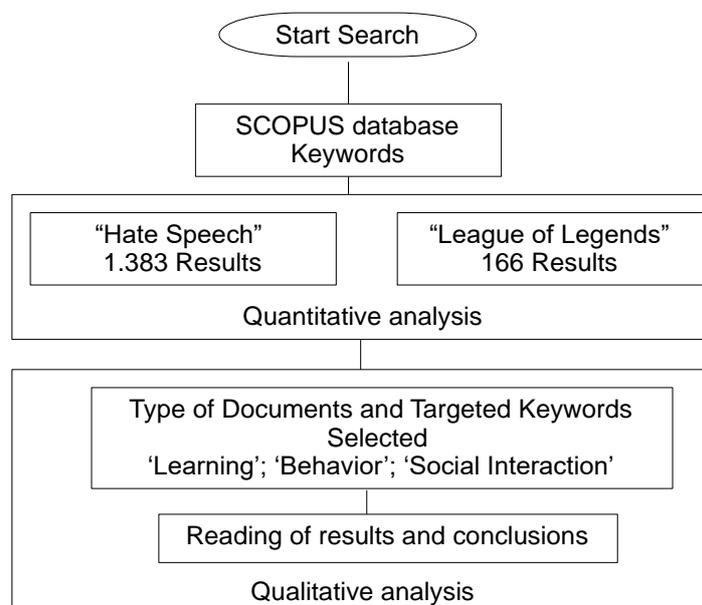


Figura 1. Fluxograma do processo de busca de dados.

Os resultados são apresentados de forma quantitativa na forma de gráficos de frequência e qualitativamente na forma de evidências encontradas nas publicações. Posteriormente são discutidos qualitativamente e formulada uma proposição específica sobre o tema.

RESULTADOS

Inicialmente foram analisadas as publicações quanto sua frequência desde o primeiro resultado obtido. Observa-se na Figura 2 que o tema *hate speech* é relativamente atual e apresenta uma curva de publicações que sugerem uma tendência de incremento delas. A mesma curva é observada em relação às publicações com as palavras chave *league of legends*, embora em quantitativo menor.

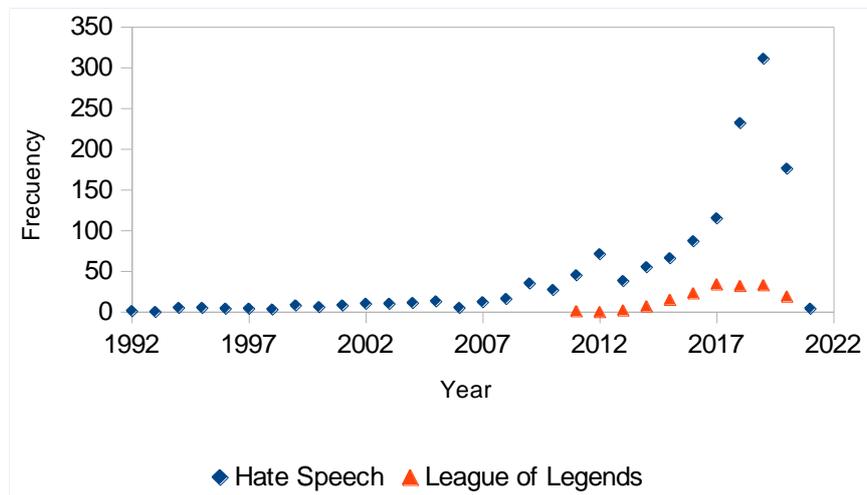


Figura 2. Frequência de publicações com as palavras-chave de pesquisa: Hate Speech, League of Legends.

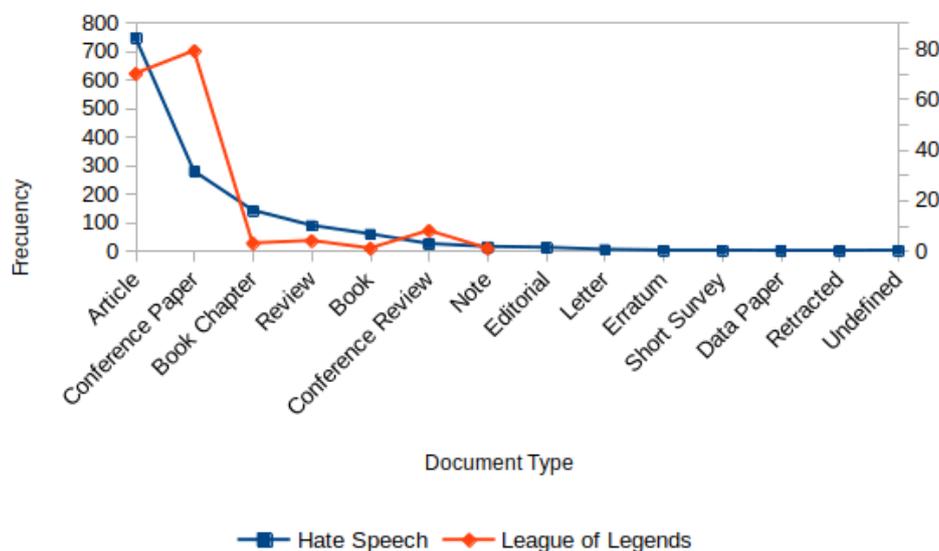


Figura 3. Tipos de documentos publicados com as palavras-chave de pesquisa: Hate Speech, League of Legends.

Na Figura 3 estão representados os tipos de documento encontrados para cada palavra-chave pesquisada. É importante perceber que as publicações referentes a *Hate Speech* (Discurso de Ódio) são em sua maioria na forma de artigos para revistas científicas enquanto que o maior número de publicações para *League of Legends*, são em Conferências. Os capítulos de livro são insignificantes para esta palavra-chave, com frequência abaixo de resumos em conferências.

O próximo passo do estudo foi buscar frequência de palavras chave nos resumos das publicações. Foram utilizadas palavras relacionadas com o tema de pesquisa (Figura 4).

Desconsiderada a palavra *Hate*, mais frequente nas publicações referentes a *Hate Speech* e *Player* e *Gamer* referentes à *League of Legends*, o que era esperado, restaram as palavras *Behavior*, *Learning* e *Esport* entre as mais frequentes, considerando as duas buscas.

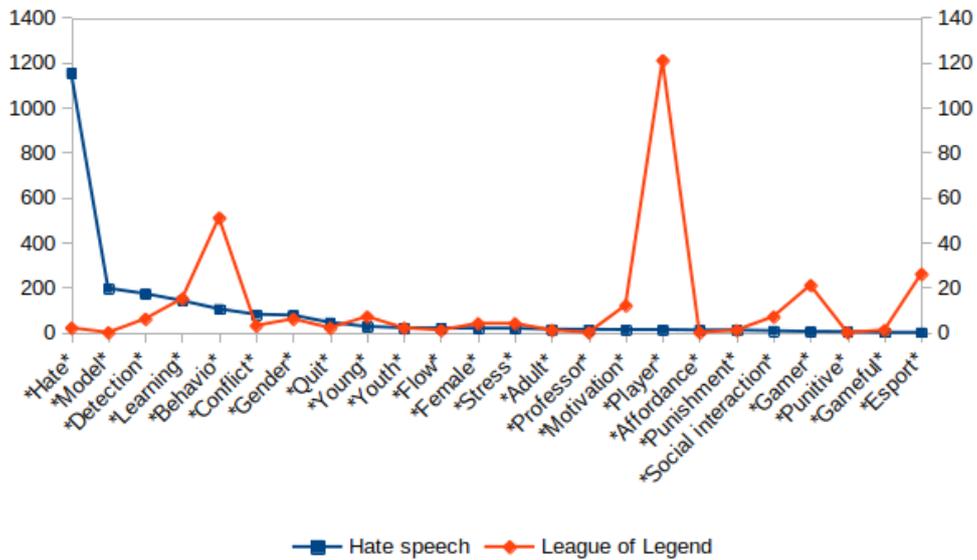


Figura 4. Frequência de palavras escolhidas aleatoriamente presentes nos resumos das publicações com as palavras chave de pesquisa – Hate Speech; League of Legends.

Seguindo o critério de frequência, foram selecionadas as publicações que continham as palavras *Learning* e *Behavior* em seus resumos, acrescidas por conveniência das que continham o termo *Social Interaction* (Figura 5). Essa escolha deu-se pelos aspectos dos jogos e tema da pesquisa, a qual se propõe a entender as relações sociais e possíveis aprendizados decorrentes das mesmas. Observa-se igualmente um crescimento de publicações nos anos recentes à busca.

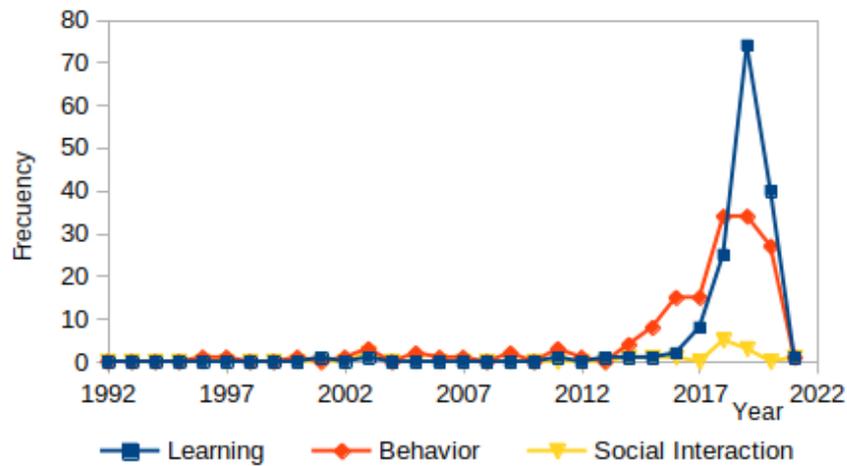


Figura 5. Frequência das palavras Learning, Behavior e Social Interaction nos resumos das publicações.

Na Figura 6 é apresentado o esquema do fluxo de aprendizagens frequentes nas publicações de pesquisa. Observa-se que a nomenclatura está mais associada ao aprendizado sob a ótica da informática ou computacional. Há pouca referência ainda nas publicações referentes a aprendizagem sob a ótica dos processos cognitivos de mudança de comportamento dos usuários, seja jogador ou público dos Esports.

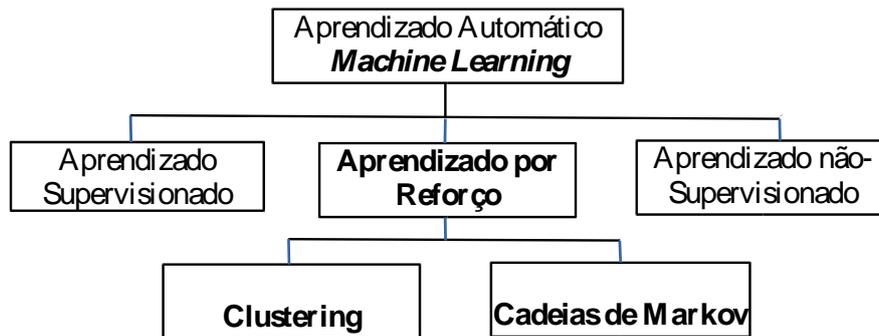


Figura 6. Esquema de definições de aprendizagem citadas nos documentos de busca

DISCUSSÃO

O jogo competitivo online se tornou uma das maiores atividades humanas coletivas globalmente e a compreensão das motivações e da interação social ainda não foi totalmente alcançada (Mora-Cantalops & Sicilia, 2018). A compreensão desse fenômeno é importante para entender suas possíveis consequências sociais. O desafio da ciência sempre foi andar à frente dos acontecimentos para poder minimizar eventuais desvios de comportamento adquiridos pelas pessoas. Parece que esse é também o entendimento de (Kaleda & Fenstermacher, 2018) ao afirmarem que o ambiente de informação está mudando muito mais rápido do que a capacidade dos analistas de processar e compreender os atores, eventos e influência. Eles sugerem que é preciso aprender como "surfar" no ambiente de informações, em vez de se afogar no proverbial big data. Isso exigirá uma nova abordagem para fechar essa lacuna.

Os estudos no campo do HS são recentes, principalmente entre jogadores de Esports. É um tema atual e em franco desenvolvimento com incremento de publicações nos anos recentes. Esse entendimento é confirmado por Kou e Gui (2014) que demonstram preocupação por haver poucos estudos foram feitos para entender como equipes temporárias compostas por estranhos realizam tarefas complexas. Eles citam especificamente o exemplo do *League of Legends*, que é um jogo online competitivo baseado em equipes, é jogado por duas equipes temporárias. Nele os jogadores devem colaborar com estranhos em um tempo relativamente curto (cerca de 30-50 minutos).

O fato de os estudos relacionados especificamente a Esports como *League of Legends* serem recentes e basicamente classificados como comunicações em eventos científicos sugere a novidade do tema. Se considerarmos a associação com as palavras chave *Learning* e *Behavior* e os resultados indicando o princípio de publicações na área pode-se supor que ou o tema não tem relevância ou ainda está aberto para os investigadores. Um desafio para a ciência compreender e decifrar o assunto. É uma estrada livre, em que as demarcações serão ainda colocadas, de acordo com a compreensão e adaptação dos cientistas envolvidos. Apesar da crescente popularidade dos Esports, ainda há uma escassez de trabalhos acadêmicos explorando o comportamento de jogo das equipes. Compreender os recursos que ajudam a discriminar entre equipes bem-sucedidas e malsucedidas ajudaria as equipes a melhorar suas estratégias, como determinar as métricas de desempenho a serem alcançadas (Nascimento Junior et al., 2017).

Outro ponto a ser analisado é a capacidade de os Esports gerarem HS, também tema que ganha espaço de estudo. Aroyo et al, et al. (2019) demonstram a toxicidade em conversas online. Eles abordam os problemas de subjetividade, preconceito e ambiguidade inerentes a essa tarefa. Analisam as características das tarefas de avaliação subjetiva, por exemplo, julgamento de relevância, julgamento de toxicidade, avaliação de sentimento. O fato de perceber-se algo como relevante ou tóxico pode ser influenciado por quantidades quase infinitas de contexto anterior ou atual, por exemplo, experiências.

Esse comportamento tóxico seria um problema que os jogadores de jogos competitivos enfrentam e é o comportamento negativo. No caso do *League of Legends*, ele usa uma plataforma de *crowdsourcing* chamada Tribunal para julgar se um jogador tóxico denunciado deve ser punido ou não (Blackburn & Kwak, 2014). O Tribunal é um sistema de dois estágios que exige relatórios dos jogadores que observam diretamente o comportamento tóxico e especialistas humanos que analisam os relatórios agregados.

Analisando situação semelhante, Rosa (2019) mostra que analisar o ativismo por meio da mídia social pode ser útil para revelar ambientes opressores na academia. Especificamente mostra que há um clima opressor para estudantes brasileiros de gênero, raça e minorias sexuais. Os comentários variam de comentários sutis, mas prejudiciais, carregados de estereótipos de gênero e raça, a ameaças abertas aos alunos. Isso resulta da interação social está sendo facilitada por cada ambiente online, aumentando o comportamento antissocial. Incidentes como cyberbullying, sabotagem e HS aumentaram significativamente em todo o mundo, na forma de comportamento agressivo com comentários rudes, ofensivos, insultuosos, de ódio e provocação para prejudicar outros indivíduos nas redes sociais (Sadiq et al., 2021).

Assim, depois de controlar os potenciais efeitos mistos, como a qualidade das equipes envolvidas ou sua geografia, Mora-Cantalops e Sicilia (2019) mostram que a eficiência da equipe no cenário profissional de *League of Legends* é afetada positivamente pela intensidade de sua interação enquanto a centralização de recursos é prejudicial. Dessa forma aumenta a importância dos estudos de Kokkinakis et al et al. (2016) sugerindo que as características do mundo real dos jogadores influenciam o comportamento e as interações interpessoais nos jogos online. Estatísticas anônimas derivadas de tais jogos podem, portanto, ser uma ferramenta valiosa para estudar traços psicológicos em populações globais.

Também é importante dizer que o processo de aprendizagem do HS se dá pelo reforço. Se percebe a evolução do comportamento instintivo em agentes autônomos com restrição de recursos usando evolução gramatical (Azar, 2020). É evidente a presença de padrões de comportamento entre jogadores de *League of Legends* por meio de modelos ocultos de Markov, estimulando aprender as preferências do designer para conduzir a evolução (Quadro 1).

A exploração das relações entre comportamento e psicologia cognitiva dos jogadores ganhou ímpeto nos últimos anos (Aung et al., 2018). A arquitetura dos Esports prevê a oportunidade para melhorar as experiências do usuário e otimizar produtos na indústria de jogos. Ao mesmo tempo, o volume e o escopo global dos dados de telemetria de jogos digitais abrem novas oportunidades experimentais para estudar o comportamento humano em grandes escalas, pois existe uma relação entre as taxas de aprendizagem e o desempenho.

Neste caso, Merwe (2011) indica que uma abordagem de ensino centrada no adolescente desenvolverá a capacidade dos adolescentes de adquirir uma filosofia de vida socialmente aceitável. As práticas centradas no adolescente confirmariam que várias variáveis pessoais (emocionais), intelectuais (cognitivas) e sociais interagem na situação de aprendizagem e influenciam os processos de aprendizagem dos adolescentes, como quando eles se sentem confortáveis para se expressar, ser criativos, exploradores e experimentais, correr riscos e cometer erros, pois a natureza relativamente anônima da mídia social alivia alguns das inibições de interação social, resultando em comportamentos negativos, como assédio, *flaming* e HS (Mkono, 2018).

Por outro lado, os Administradores dos Esports demonstram preocupação em minimizar ou neutralizar o surgimento do HS. Em consonância com a preocupação social e política sobre o ódio e o assédio nas redes sociais, nos últimos anos, a detecção automática de HS e o comportamento ofensivo nas redes sociais estão a ganhar muita atenção (Almatarneh et al., 2019). Vários estudos têm mostrado como detectar aproximadamente esses comportamentos, analisando as interações sociais e, em particular, o conteúdo das mensagens trocadas. As características consideradas nos modelos incluem basicamente a detecção de linguagem ofensiva por meio de técnicas de

vocabulários, medidas estruturais de redes sociais e, quando disponíveis, informações de contexto do usuário (Coletto et al, 2018).

Quadro 1. Teorias de Aprendizagem de Máquina – Machine Learning: explicações de aprendizagem de jogo e de comportamento sob a ótica da informática baseada em Moraes (2019).

Aprendizado de Máquina

Aprendizado de máquina (ML) é o estudo científico de algoritmos e modelos estatísticos confiando em padrões e inferência. O aprendizado de máquina está intimamente relacionado à estatística computacional, que se concentra em fazer previsões usando computadores.

Tipos de Algoritmos de Aprendizado

Os tipos de algoritmos de aprendizado de máquina diferem em sua abordagem, o tipo de dados que eles inserem e emitem e o tipo de tarefa ou problema que eles pretendem resolver. São eles aprendizado supervisionado/semi-supervisionado, não supervisionado e por reforço.

Aprendizado Supervisionado

Por meio da otimização interativa de uma função objetivo, os algoritmos de aprendizado supervisionado aprendem uma função que pode ser usada para prever a saída associada a novos insumos. Uma função ideal permitirá que o algoritmo determine corretamente a saída para entradas que não fazem parte dos dados de treinamento. Um algoritmo que melhora a precisão de suas saídas ou previsões ao longo do tempo é dito ter aprendido a executar essa tarefa.

Aprendizado Não Supervisionado

Os algoritmos aprendem com dados de teste que não foram rotulados, classificados ou categorizados. Em vez de responder ao feedback, os algoritmos de aprendizado não supervisionados identificam pontos comuns nos dados e reagem com base na presença ou ausência de tais pontos comuns em cada novo dado.

Aprendizado por Reforço

Aprendizado por reforço é uma área de aprendizado de máquina preocupada em maximizar alguma noção de recompensa cumulativa. No aprendizado de máquina, o ambiente é tipicamente representado como um Processo de Decisão de Markov (MDP). Algoritmos de aprendizagem de reforço são usados em veículos autônomos ou em aprender a jogar um jogo contra um oponente humano.

Founta et al. (2019) propõem uma arquitetura de aprendizado profundo, que utiliza uma ampla variedade de metadados disponíveis e os combina com padrões ocultos extraídos automaticamente no texto dos tweets, para detectar várias normas de comportamento abusivas que estão altamente inter-relacionadas. A arquitetura unificada proposta é aplicada de forma contínua e transparente, sem a necessidade de qualquer alteração da arquitetura, mas apenas treinando um modelo para cada tarefa (ou seja, diferentes tipos de comportamento abusivo). Descobertas de Haapoja et al. (2020) ilustram que, embora ‘jogar com o sistema’ seja uma parte importante dos jogos com algoritmos, esses jogos têm outros níveis em que os humanos jogam uns contra os outros, em vez de contra a tecnologia. Eles também chamam a atenção para como a implantação de um algoritmo de detecção de HS pode ser entendida como um esforço não apenas para detectar, mas também para prevenir comportamentos indesejados.

Alguns estudos experimentais mostram que agrupar as diversas representações de características melhora a eficiência da classificação de comportamento odioso em contraste com o caso de um único tipo de representação de características. Os resultados em dois conjuntos de dados populares do Twitter para a tarefa de detecção de HS mostraram um ganho de desempenho consistente para os modelos de classificação que foram baseados na representação de recurso híbrido (Senarath & Purohit, 2020). A aplicação do método proposto de combinação de diversas representações de recursos pode ajudar a melhorar os sistemas de análise de mídia social para monitorar o comportamento humano. Esses resultados mostram também que os *Egonets* resultantes podem ser potencialmente agrupados em quatro grupos relacionados aos seus hábitos de jogo dos egos, variando de jogadores individuais a jogadores em equipe (Mora-Cantalops & Sicilia, 2018).

Assim, a chave para minimizar o HS seria atuar nos comportamentos dos atletas vencedores. Blom et al. (2019) propõem uma abordagem multimodal para modelagem de resposta ao estresse em jogos competitivos de LoL, estresse esse que afeta de igual maneira os jogadores vencedores e perdedores, contudo por motivos distintos. Os vencedores detestam compartilhar equipe com aqueles de menor habilidade enquanto os perdedores detestam a ideia de nunca conseguir vencer o quantitativo de jogos que ele deseja. Por esse motivo Gaffney e Matias (2018) alertam que há fortes riscos para pesquisas que consideram históricos de usuários ou análises de rede e menores riscos para pesquisas de aprendizado de máquina que evitam fazer afirmações representativas sobre comportamento, o que seria mais confortável, pois considera como variável interveniente a aprendizagem comportamental em situações de Esports.

A linguagem abusiva online se tornou um problema social crescente em nossa era de mídia social. Dada a enorme quantidade de dados que são gerados diariamente nas plataformas sociais, detectar e regular manualmente esse comportamento tornou-se inviável. Soluções automáticas são necessárias, e tarefas relacionadas à identificação de linguagem abusiva, em suas várias formas, de HS a bullying (Uban & Dinu, 2019), confirmando Nobata et al. (2016) quando afirmam que a maioria dos métodos comerciais atuais de detecção de linguagem abusiva faz uso de listas negras e expressões regulares mas no entanto, essas medidas são insuficientes ao lidar com exemplos mais sutis e menos desastrosos de HS.

Talvez por isso que os Administradores dos Esports reúnam os jogadores em grupos com perfis previamente desejados. Esses grupos podem ser homogêneos ou heterogêneos, de acordo com os interesses de formação de níveis de jogadores. A esses grupos é dado o nome de *Clusters* e alguns clusters são mais propensos a ter equipes vencedoras do que outros (Nascimento Júnior et al., 2017). *Clustering* é um método de aprendizado não supervisionado e uma técnica comum em análise de dados estatísticos. Essa análise de agrupamento é o nome dado para o grupo de técnicas computacionais cujo propósito consiste em separar objetos em grupos, baseando-se nas características que estes objetos possuem. A ideia básica consiste em colocar em um mesmo grupo objetos que sejam similares de acordo com algum critério pré-determinado (Linden, 2009).

Aproximando a interpretação para o aprendizado de comportamentos nos Esports é possível citar o Aprendizado por Reforço. Ele se preocupa com o como um agente deve agir em um ambiente de forma que maximize alguma noção de recompensa a longo tempo. Aprendizado por reforço se distingue do problema do aprendizado supervisionado no sentido em que pares de input/output corretos nunca são apresentados, nem as ações sub-ótimas são explicitamente corrigidas. Se o resultado não for satisfatório, um reforço é aplicado de forma a ajustar os parâmetros que auxiliam o processo de seleção da estratégia de aprendizagem (de Almeida et al., 2019)

Também deve ser considerada a teoria da Aprendizagem Social para entender como os jogadores de Esports convertem seus comportamentos no decorrer de seu aprendizado de jogo. A maioria dos padrões de comportamento humano é organizada pela experiência individual e armazenados em códigos neuronais (e não providenciados de forma inata). Assim, enquanto o pensamento e comportamento podem ser configurados através da experiência, os fatores inatos vão estar sempre algo presentes em todas as formas de comportamento (Melo-Dias & Silva, 2019). Na Figura 8 está representado o modelo de aprendizagem de comportamento encontrado nos Esports, neste caso está sendo considerado o aprendizado do HS e não da capacidade de jogar.

O Software é desenvolvido e protegido, seja como software ou como patente de processo. Os Jogadores (*Users*) fazem o download do aplicativo, registram-se e começam a jogar. Naturalmente alguns jogadores serão mais vencedores que outros e assim começa o ciclo vicioso em que os comportamentos (*Behavior*) dos vencedores (*Winners*) se repetem enquanto que os comportamentos dos perdedores (*Losers*) passa a ser associado a derrota. Nesse momento, os perdedores buscam

alterar seus comportamentos e aproximá-los aos dos vencedores para retornar ao jogo. Uma espécie de Aprendizagem Social ou aprendizagem por Reforço.

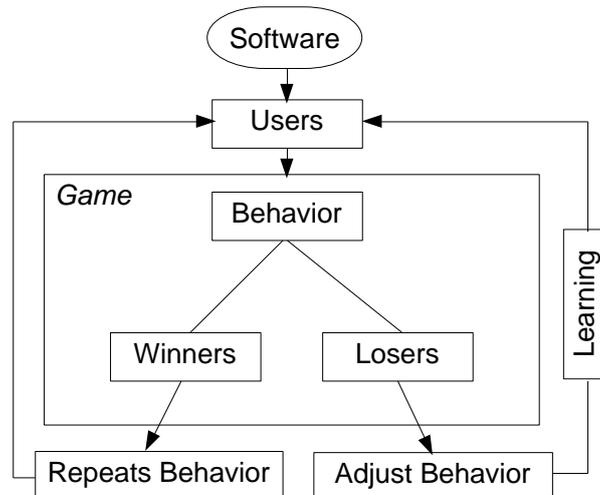


Figura 8. Modelo de aprendizagem de comportamento presente nos Esports.

Assim, considerando o objetivo deste estudo que é ‘Formular teoria sobre aprendizagens de Hate Speech de jogadores de Esports’ e após detalhada análise da literatura atualmente disponível na Base de dados SCOPUS parece evidente que as seguintes cinco afirmações têm fundamento e merecem ser melhor investigadas: 1) Os estudos no campo do Discurso de Ódio (Hate Speech) são recentes, principalmente entre jogadores de Esports. É um tema atual e em franco desenvolvimento; 2) Esports produzem Discurso de Ódio entre os seus jogadores; 3) O processo de aprendizagem do Discurso de Ódio se dá pelo reforço de comportamento e de resultados de jogo; 4) Administradores dos Esports demonstram preocupação em minimizar o Discurso de Ódio; 5) A chave para minimizar o Discurso de Ódio é atuar nos comportamentos dos atletas vencedores.

ORCID

Lia Vicentini  <https://orcid.org/0000-0002-3074-150x>

Flávio Kirst  <https://orcid.org/0000-0002-5565-3792>

Ângela De-Bortoli  <https://orcid.org/0000-0002-5698-1990>

Robélius De-Bortoli  <https://orcid.org/0000-0003-1231-6451>

CONTRIBUIÇÃO DOS AUTORES

Lia Vicentini: Conceitualização, Metodologia

Flávio Kirst: Validação, Revisão

Ângela De-Bortoli: Supervisão, Validação

Robélius De-Bortoli: Análise dos dados, Redação do artigo, Revisão final.

REFERÊNCIAS

- Almatarneh, S., Gamallo, P., Pena, F. J. R., & Alexeev, A. (2019). Supervised Classifiers to Identify Hate Speech on English and Spanish Tweets. In: Jatowt, A., Maeda, A., Syn, S. (eds) *Digital Libraries at the Crossroads of Digital Information for the Future. ICADL 2019. Lecture Notes in Computer Science()*, vol 11853. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-34058-2_3
- Aroyo, L., Dixon, L., Thain, N., Redfield, O., & Rosen, R. (2019). Crowdsourcing subjective tasks: the case study of understanding toxicity in online discussions. In: Liu, L., White, R. (eds) *Companion Proceedings of The 2019 World Wide Web Conference* (pp. 1100-1105). <http://dx.doi.org/10.1145/3308560.3317083>
- Aung, M., Bonometti, V., Drachen, A., Cowling, P., Kokkinakis, A. V., Yoder, C., & Wade, A. (2018). Predicting skill learning in a large, longitudinal moba dataset. In *2018 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG)* (pp. 1-7). IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/CIG.2018.8490431>
- Azar, A. T. (2020). *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence and Computer Vision (AICV2020)* (Vol. 1153). Springer Nature.
- Blackburn, J., & Kwak, H. (2014). STFU NOOB! predicting crowdsourced decisions on toxic behavior in online games. In *Proceedings of the 23rd international conference on World wide web* (pp. 877-888).
- Blom, P. M., Bakkes, S., & Spronck, P. (2019). Towards multi-modal stress response modelling in competitive league of legends. In: Diego Perez Liebana, D. L., Mostaghim, S. (eds) *2019 IEEE Conference on Games (CoG)* (pp. 1-4). IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/CIG.2019.8848004>.
- Brown, A., & Sinclair, A. (2019). *The politics of hate speech laws*. Routledge. <http://dx.doi.org/10.4324/9781315553917>
- Coletto, M., Lucchese, C., & Orlando, S. (2018). Do violent people smile: social media analysis of their profile pictures. In: Champin, P., Gandon, F., & Médini, L. (eds) *Companion Proceedings of the The Web Conference 2018* (pp. 1465-1468). <http://dx.doi.org/10.1145/3184558.3191594>
- Corbin, J. M., & Strauss, A. (1990). Grounded theory research: Procedures, canons, and evaluative criteria. *Qualitative sociology*, 13, 3-21. <http://dx.doi.org/10.1007/BF00988593>
- de Almeida, A. M. F., de Assis, L. P., Andrade, A. V., Pitangui, C. G., Oliveira, H. L., & Dorça, F. A. (2019). Utilização de modelos ocultos de markov e aprendizagem por reforço para detecção de estilos de aprendizagem de estudantes em ambientes virtuais de ensino e aprendizagem. *Revista Eletrônica Argentina-Brasil de Tecnologias da Informação e da Comunicação*, 1(10).
- Demaske, C. (2020). *Free Speech and Hate Speech in the United States: The Limits of Toleration*. Routledge.
- Founta, A. M., Chatzakou, D., Kourtellis, N., Blackburn, J., Vakali, A., & Leontiadis, I. (2019). A unified deep learning architecture for abuse detection. In: Akkermans, H., Fontaine, K., & Vermeulen, I. (eds) *Proceedings of the 10th ACM Conference on Web Science* (105-114). <http://dx.doi.org/10.1145/3292522.3326028>
- Gaffney, D., & Matias, J. N. (2018). Caveat emptor, computational social science: Large-scale missing data in a widely-published Reddit corpus. *PloS one*, 13, e0200162. <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0200162>
- Haapoja, J., Laaksonen, S. M., & Lampinen, A. (2020). Gaming algorithmic hate-speech detection: Stakes, parties, and moves. *Social Media+ Society*, 6, 2056305120924778.
- IG - Internet Group (2018). Premiação de eSports é 43% maior do que a da Libertadores da América 2017. *Esporte – iG*. Available at: <https://esporte.ig.com.br/futebol/internacional/2018-09-03/torneio-de-esports-tem-premiacao-maior-que-libertadores.html>

- Jang, W. W. & Byon, K. K. (2020), Antecedents and consequence associated with esports gameplay, *International Journal of Sports Marketing and Sponsorship*, 21(1), 1-22. <https://doi.org/10.1108/IJSMS-01-2019-0013>
- Jang, W. W., Kim, K. A., & Byon, K. K. (2020). Social atmospherics, affective response, and behavioral intention associated with esports events. *Frontiers in Psychology*, 11. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.01671>
- Kaleda, K., & Fenstermacher, L. (2018). Analyst as data scientist: surfing vs drowning in the information environment. In: Hanratty, T. P., & James Llinas, J. (eds) *Next-Generation Analyst VI* (Vol. 10653, p. 106530B). International Society for Optics and Photonics.
- Kokkinakis, A. V., Lin, J., Pavlas, D., & Wade, A. R. (2016). What's in a name? Ages and names predict the valence of social interactions in a massive online game. *Computers in Human behavior*, 55, 605-613. <http://dx.doi.org/10.1016/j.chb.2015.09.034>
- Kou, Y., & Gui, X. (2018). Entangled with numbers: Quantified self and others in a team-based online game. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 2(CSCW), 1-25. <http://dx.doi.org/10.1145/3274362>
- Linden, R. (2009). Técnicas de Agrupamento. *Revista de Sistemas de Informação da FSMA*, 4, 18-36.
- Melo-Dias, C., & Silva, C. F. D. (2019). Teoria da aprendizagem social de Bandura na formação de habilidades de conversação. *Psicologia, Saúde & Doenças*, 20, 101-113. <http://dx.doi.org/10.15309/19psd200108>
- Merwe, P. V. D. (2011). A school-based socio-emotional programme as strategy against crime and violence. *Tydskrif Vir Geesteswetenskappe*, 51, 388-402.
- Mkono, M. (2018). 'Troll alert!': Provocation and harassment in tourism and hospitality social media. *Current Issues in Tourism*, 21, 791-804. <http://dx.doi.org/10.1080/13683500.2015.1106447>
- Mora-Cantalops, M., & Sicilia, M. Á. (2018). Player-centric networks in League of Legends. *Social Networks*, 55, 149-159. <http://dx.doi.org/10.1016/j.socnet.2018.06.002>
- Moraes, P. L. (2019). *Aprendizado por Reforço com Algoritmos Genéticos aplicado a Jogos* (Doctoral dissertation, PUC-Rio).
- Nascimento Junior, F. F. D., Melo, A. S. D. C., da Costa, I. B., & Marinho, L. B. (2017). Profiling successful team behaviors in League of Legends. In: Roesler, V., & Lima, J. V. (eds) *Proceedings of the 23rd Brazilian Symposium on Multimedia and the Web* (pp. 261-268). <http://dx.doi.org/10.1145/3126858.3126886>
- Nobata, C., Tetreault, J., Thomas, A., Mehdad, Y., & Chang, Y. (2016). Abusive language detection in online user content. In: Bourdeau, J., Hendler, J. A., & Nkambou, R. N. (eds) *Proceedings of the 25th international conference on world wide web* (145-153). <http://dx.doi.org/10.1145/2872427.2883062>
- Pluss, M. A., Bennett, K. J., Novak, A. R., Panchuk, D., Coutts, A. J., & Fransen, J. (2019). Esports: the chess of the 21st century. *Frontiers in psychology*, 10, 156. <http://dx.doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00156>
- Rosa, K. (2019). Race, Gender, and Sexual Minorities in Physics: Hashtag Activism in Brazil. In: Pietrocola, M. (ed) *Upgrading Physics Education to Meet the Needs of Society* (221-238). Springer, Cham. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-96163-7_15
- Sadiq, S., Mehmood, A., Ullah, S., Ahmad, M., Choi, G. S., & On, B. W. (2020). Aggression detection through deep neural model on Twitter. *Future Generation Computer Systems*. <http://dx.doi.org/10.1016/j.future.2020.07.050>

- Senarath, Y., & Purohit, H. (2020, February). Evaluating Semantic Feature Representations to Efficiently Detect Hate Intent on Social Media. In: Khalil, S., Liu, J., & Pilato, G. (eds) *2020 IEEE 14th International Conference on Semantic Computing (ICSC)* (199-202). IEEE. <http://dx.doi.org/10.1109/ICSC.2020.00041>
- Sweeney, K., Tuttle, M. H., & Berg, M. D. (2019). Esports gambling: Market structure and biases. *Games and Culture*, 1555412019872389. <http://dx.doi.org/10.1177/1555412019872389>
- Uban, A. S., & Dinu, L. P. (2019). On Transfer Learning for Detecting Abusive Language Online. In: Catalá, A., Joya, G., & Rojas, I. (eds) *International Work-Conference on Artificial Neural Networks* (688-700). Springer, Cham. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-20521-8_57
- Weber, A. (2009). *Manual on hate speech*. Council Of Europe.