ÁREA TEMÁTICA: Tecnologia, Inteligência Artificial e Transformação Digital em Administração

CATEGORIA: ENANGRAD JÚNIOR

QUANDO A INUNDAÇÃO MAL MOLHA: IA GENERATIVA, CHOQUE DE OFERTA E CONCENTRAÇÃO DE RENDA NA ECONOMIA DA ATENÇÃO DO YOUTUBE

Resumo

A inteligência artificial generativa reduziu o custo marginal de produção de conteúdo audiovisual a valores próximos de zero, permitindo que canais totalmente automatizados publiquem vídeos em escala industrial. Este estudo investiga como esse choque de oferta altera a distribuição de atenção e a concentração de rendimentos em plataformas digitais de conteúdo, tomando o YouTube como campo empírico. A pesquisa é quantitativa, de corte transversal, e analisa 981 canais e 28.557 vídeos em cinco nichos (Saúde, Espiritualidade, Bíblia, Finanças Pessoais e True Crime), classificados manualmente em três categorias segundo o custo marginal de produção: Artesanal, Sistematizado e Automatizado. Os resultados indicam que os canais automatizados já representam 38,4% da amostra, mas capturam apenas 9,7% das visualizações recentes e 6,9% da receita estimada, com índice de dominância de 0,18. O mecanismo associado a esse desempenho está concentrado na porta de entrada: exclusão da monetização (razão de chances de 0,27 em relação aos canais artesanais, controlando inscritos, idade, frequência de publicação e nicho), sem desconto de remuneração por visualização entre os canais que alcançam a monetização. A concentração de resultados é extrema: o 1% superior dos canais reúne 48% das visualizações e 55% da receita estimada. Conclui-se que a inundação de conteúdo automatizado, em vez de diluir a renda dos criadores humanos, está associada a uma concentração ainda maior de atenção e receita nos canais artesanais, com a plataforma atuando como filtro que limita a captura de valor pelo conteúdo de custo marginal zero.

Palavras-chave: economia da atenção; IA generativa; YouTube; concentração de mercado; custo marginal de produção.

Abstract

Generative artificial intelligence has driven the marginal cost of audiovisual content production to nearly zero, allowing fully automated channels to publish videos at industrial scale. This study investigates how this supply shock changes the distribution of attention and the concentration of income on digital content platforms, using YouTube as the empirical field. The research is quantitative and cross-sectional, covering 981 channels and 28,557 videos across five niches (Health, Spirituality, Bible, Personal Finance, and True Crime), manually classified into three categories according to the marginal cost of production: Artisanal, Systematized, and Automated. Results show that automated channels already account for 38.4% of the sample but capture only 9.7% of recent views and 6.9% of estimated revenue, with a dominance index of 0.18. The mechanism associated with this performance is concentrated at the entry gate: exclusion from monetization (odds ratio of 0.27 relative to artisanal channels, controlling for subscribers, age, upload frequency, and niche), with identical conditional pay per view among channels that do get monetized.

The concentration of outcomes is extreme: the top 1% of channels holds 48% of views and 55% of estimated revenue. The study concludes that the flood of automated content, rather than diluting the income of human creators, is associated with an even greater concentration of attention and revenue in artisanal channels, with the platform acting as a filter that limits value capture by zero marginal cost content.

Keywords: attention economy; generative AI; YouTube; market concentration; marginal cost of production.

1. Introdução

Entre 2023 e 2026, a produção de vídeo para plataformas digitais passou por uma mudança estrutural. Ferramentas de inteligência artificial generativa passaram a escrever roteiros, narrar com vozes sintéticas, gerar imagens e montar vídeos completos com intervenção humana mínima. O que antes exigia câmera, apresentador, edição e horas de trabalho por vídeo pode hoje ser replicado por um fluxo de produção automatizado cujo custo marginal, isto é, o custo de produzir uma unidade adicional de conteúdo, se aproxima de zero. O resultado visível é uma inundação: canais sem rosto, operados como linhas de montagem, publicando dezenas de vídeos por mês em nichos que vão de finanças pessoais a histórias bíblicas.

Essa transformação reativa uma questão clássica da economia da informação. Simon (1971) observou que a riqueza de informação cria pobreza daquilo que a informação consome, a atenção de quem a recebe. Se a oferta de conteúdo pode crescer sem limite, mas o estoque de horas e de atenção humana disponível, embora adaptável nas margens, cresce em ritmo incomparavelmente inferior ao da oferta, o que acontece com a distribuição dessa atenção e da renda que ela gera? A literatura oferece duas previsões rivais. A primeira, associada à tese da cauda longa de Anderson (2006), é a desconcentração: a abundância digital deslocaria a demanda dos grandes sucessos para uma multidão de produtores de nicho. A segunda, derivada da economia dos superstars de Rosen (1981), é a concentração: tecnologias que ampliam o alcance dos melhores produtores tendem a concentrar renda no topo, não a distribuí-la. A evidência histórica favorece a segunda: a concentração extrema é o padrão recorrente na produção científica (Price, 1963), na distribuição de renda das economias capitalistas (Piketty, 2014) e nos próprios mercados culturais digitais (Elberse, 2013).

Este artigo investiga empiricamente essa questão a partir da seguinte pergunta de pesquisa: como a IA generativa, ao reduzir o custo marginal de produção de conteúdo a zero, altera a dinâmica de distribuição de atenção e concentração de rendimentos em plataformas digitais de conteúdo? O estudo parte de uma premissa verificável descritivamente, a de que a IA generativa produziu um choque de oferta recente, volumoso e datável nesses mercados, e a partir dela testa três hipóteses sobre as consequências distributivas desse choque: (H1) a participação do conteúdo automatizado na atenção e na receita é desproporcionalmente inferior à sua participação na oferta; (H2) essa penalidade se concentra no acesso à monetização, e não na remuneração por visualização entre os canais monetizados; e (H3) a distribuição resultante de visualizações e receita é altamente concentrada, em favor dos criadores humanos, e não diluída.

Para testar essas hipóteses, o estudo analisa uma base original de 981 canais do YouTube e 28.557 vídeos, distribuídos em cinco nichos de conteúdo e classificados manualmente em três categorias segundo o custo marginal de produção: Artesanal, Sistematizado e Automatizado. Os objetivos específicos são quatro: (i) dimensionar a participação do conteúdo automatizado na oferta desses nichos; (ii) comparar a captura de atenção, inscritos e receita entre as três categorias; (iii) identificar os mecanismos associados às diferenças de desempenho, com destaque para o papel da monetização; e (iv) interpretar os resultados à luz da economia da atenção e da literatura sobre mercados do tipo winner-take-all.

A relevância do tema é tripla. Na prática, criadores, agências e investidores tomam hoje decisões de milhares de dólares apostando na automatização de canais, com pouca evidência sistemática sobre seu retorno. Na teoria, a IA generativa oferece um caso extremo para testar previsões formuladas décadas antes de sua existência, como as de Simon (1971) e Rosen (1981). No plano social, a qualidade do ambiente informacional depende de saber se o conteúdo automatizado de baixo custo captura, de fato, a atenção e a renda que sustentam a produção de conteúdo, preocupação central da literatura sobre o chamado AI slop (Tan, 2025).

2. Fundamentação Teórica

2.1 A atenção como recurso escasso

A base conceitual deste estudo é a constatação de que, em ambientes ricos em informação, o fator limitante deixa de ser a produção de conteúdo e passa a ser a capacidade de consumi-lo. Simon (1971, p. 40-41) formulou o princípio nos seguintes termos:

> num mundo rico em informação, a riqueza de informação significa a escassez de outra coisa: a escassez daquilo que a informação consome. O que a informação consome é bastante óbvio: ela consome a atenção de seus destinatários. Por isso, uma riqueza de informação cria uma pobreza de atenção e a necessidade de alocar essa atenção de forma eficiente entre a superabundância de fontes de informação que podem consumi-la (Simon, 1971, p. 40-41, tradução nossa)[1]

Goldhaber (1997) levou o argumento adiante ao propor que a atenção, e não a informação, é a moeda nativa da internet: ela é intrinsecamente escassa, não pode ser fabricada e flui de forma desigual, criando uma divisão entre estrelas, que a recebem em abundância, e fãs, que a fornecem.

Davenport e Beck (2001) trouxeram a discussão para o campo da gestão: organizações que não conseguem capturar e alocar atenção perdem competitividade. Em síntese, a atenção agregada disponível em uma sociedade

[1] No original: “in an information-rich world, the wealth of information means a dearth of something else: a scarcity of whatever it is that information consumes. What information consumes is rather obvious: it consumes the attention of its recipients. Hence a wealth of information creates a poverty of attention and a need to allocate that attention efficiently among the overabundance of information sources that might consume it” (Simon, 1971, pp. 40-41).

pode expandir-se nas margens, pela adaptação criativa dos indivíduos, mas essa expansão tem limites biológicos e retornos decrescentes e não acompanha o crescimento exponencial da oferta; na prática, cada novo item de conteúdo compete pelo mesmo estoque.

Vettehen e Schaap (2023) descrevem a dinâmica resultante como uma espiral de escassez de atenção: quanto mais produtores disputam a atenção finita, mais escassa ela fica, o que incentiva esforços ainda mais agressivos de captura, num ciclo que se retroalimenta. Os autores notam que a tecnologia tornou trivial a entrada nesse mercado, e que a capacidade atencional humana, biologicamente restrita, não acompanha. A IA generativa, posterior ao argumento original, é o acelerador extremo dessa espiral: se a entrada já era barata, o custo marginal próximo de zero a torna praticamente gratuita.

2.2 Superstars, winner-take-all e o efeito das tecnologias de alcance

Se a atenção é escassa, como ela se distribui entre os competidores? A economia dos superstars de Rosen (1981) oferece a resposta clássica. Em mercados onde o talento pode ser reproduzido tecnicamente a baixo custo, como a música gravada em relação ao concerto ao vivo, pequenas diferenças de qualidade percebida se convertem em diferenças enormes de renda, porque o consumidor prefere consumir o melhor produtor, e a tecnologia permite que esse produtor atenda a todo o mercado simultaneamente. O resultado é a concentração de renda em poucos nomes, tanto maior quanto mais barata for a reprodução.

Frank e Cook (1995) generalizaram o argumento para os mercados do tipo winner-take-all, em que a remuneração depende do desempenho relativo, e não absoluto: quem fica em primeiro captura parcela desproporcional do prêmio, e a diferença entre o primeiro e o décimo colocado em renda é muito maior do que a diferença entre eles em qualidade. Brynjolfsson e McAfee (2014) argumentam que a digitalização intensifica esse padrão, porque bens digitais têm custo marginal de reprodução próximo de zero e alcance global instantâneo, transformando cada vez mais mercados em competições de vencedor quase único.

A implicação para o presente estudo é direta e, em certa medida, contraintuitiva. Uma tecnologia que barateia radicalmente a produção de conteúdo não deveria, segundo essa tradição, democratizar a renda dos produtores. Ao contrário: ao inundar o mercado de substitutos de baixo custo, ela aumenta o valor relativo daquilo que não pode ser replicado, a presença humana percebida como autêntica, e tende a concentrar ainda mais a atenção e a renda em quem detém esse atributo.

2.3 IA generativa, plataformas e o choque de oferta

Uma literatura recente examina diretamente o efeito da IA generativa sobre plataformas de conteúdo. Zhang e Zhang (2024) modelam plataformas como mercados de dois lados e mostram que a IA generativa desloca a curva de oferta de conteúdo, com efeitos ambíguos sobre o bem-estar: ganhos para o consumidor, mas deslocamento de criadores humanos e intensificação da concentração de mercado. Catovic (2026) formaliza o efeito de saturação de construtores: em mercados onde a produção escala elasticamente, mas a atenção agregada é finita, a entrada de mais produtores necessariamente dilui a atenção média por produtor, de modo que o crescimento da oferta não cria demanda correspondente.

No plano empírico, Strauss, Yang e Mazzucato (2025) documentam, com dados da plataforma Patreon, que a renda de criadores segue distribuições de cauda extremamente pesada, do tipo rich-get-richer, em que vantagens iniciais se acumulam. O'Reilly, Strauss e Mazzucato (2024) propõem a teoria das rendas atencionais algorítmicas: como a atenção é o fator escasso da economia digital, a plataforma que controla algoritmicamente sua alocação extrai rendas e decide, na prática, quem é visto e quem é pago. Essa perspectiva é central para este estudo, porque situa a plataforma não como intermediária neutra, mas como filtro ativo na distribuição de atenção e receita.

Por fim, a literatura sobre AI slop discute as consequências da inundação de conteúdo automatizado de baixa qualidade. Tan (2025) define o fenômeno como uma poluição do ambiente comunicacional, em que o volume de conteúdo sintético afoga os sinais de trabalho original, com efeitos sistêmicos sobre ciência, democracia e os próprios modelos de IA. Shim e Kim (2026) mostram, no contexto de streaming de música, que sistemas de recomendação baseados em IA alteram a distribuição de consumo entre hits e nicho, evidenciando que o desenho algorítmico da plataforma condiciona o destino da atenção. O que essa literatura ainda oferece em escala limitada é medição direta, no nível do canal, de quanto valor o conteúdo automatizado efetivamente captura, lacuna que este estudo busca preencher.

2.4 Síntese e hipóteses

A combinação dessas correntes organiza o desenho do estudo. O choque de oferta da IA generativa aumenta o volume de conteúdo em ritmo que a atenção disponível não tem como acompanhar (Simon, 1971; Catovic, 2026); em mercados de desempenho relativo, a abundância de substitutos baratos valoriza os produtores percebidos como insubstituíveis (Rosen, 1981; Frank & Cook, 1995); e a plataforma, na condição de alocadora algorítmica da atenção e da monetização, tem incentivos para filtrar o conteúdo que degrada a experiência do usuário e o valor do inventário publicitário (O'Reilly, Strauss & Mazzucato, 2024). A existência do choque de oferta é tratada como premissa e verificada descritivamente na seção 4.1. Dela derivam as três hipóteses do estudo. H1 (dominância invertida): a participação do conteúdo automatizado na atenção e na receita é desproporcionalmente inferior à sua participação na oferta (testada na seção 4.2). H2 (filtro na entrada): a penalidade do conteúdo automatizado concentra-se no acesso à monetização, sem diferença significativa de remuneração por visualização entre os canais monetizados (testada na seção 4.3). H3 (concentração): a distribuição de visualizações e receita é altamente concentrada, em linha com a previsão dos superstars e contrária à da cauda longa (testada nas seções 4.2 e 4.4). A escassez relativa de atenção funciona como moldura interpretativa dessas hipóteses: o desenho transversal permite documentar associações consistentes com o mecanismo, não estabelecer relações de causa e efeito.

3. Metodologia

3.1 Delineamento da pesquisa

A pesquisa é quantitativa, de natureza descritiva e exploratória, com delineamento de corte transversal. A unidade de análise principal é o canal do YouTube, complementada por análises no nível do vídeo. O estudo compara três categorias de canais definidas pelo custo marginal de produção do conteúdo, examinando

diferenças de captura de atenção, monetização e receita estimada. Por se tratar de dados observacionais coletados em um único momento, os resultados são interpretados como associações, e não como relações causais.

3.2 Amostra e coleta de dados

A amostra reúne 981 canais ativos em cinco nichos de conteúdo: Saúde (215 canais), Espiritualidade e Lei da Atração (181), Bíblia (217), Finanças Pessoais (160) e True Crime (208). Os nichos foram escolhidos por combinarem alto volume de produção automatizada, relevância publicitária variada e diferentes graus de dependência de confiança e autoridade do criador. Os canais foram identificados por busca de palavras-chave na ferramenta NexLev Niche Finder, e os dados de desempenho e o status de monetização de cada canal foram coletados via NexLev e YouTube Data API v3. A elegibilidade exigiu pelo menos 1.000 inscritos e 15 vídeos publicados, último upload nos seis meses anteriores à coleta, duração média mínima de três minutos, no máximo 50% de vídeos curtos (Shorts), idioma dominante inglês e ao menos 12 vídeos longos nos últimos 12 meses, critérios que excluem canais inativos, muito pequenos ou centrados em Shorts; em True Crime, por exemplo, esse funil reduziu 900 canais descobertos a 273 elegíveis. Intervalos de mais de 12 meses entre publicações não excluíram o canal, apenas redefiniram seu início operacional, base do cálculo de idade utilizado nas análises.

Para cada canal foram coletados os últimos 30 vídeos de formato longo, excluídos os vídeos curtos com até 60 segundos (shorts), totalizando 28.557 vídeos. As métricas por vídeo (visualizações, comentários, duração e data de publicação) refletem, portanto, a produção recente de cada canal, e não seu histórico completo. As visualizações dos últimos 30 dias e o número de inscritos foram medidos no nível do canal na data da coleta.

3.3 Classificação dos canais

Cada um dos 981 canais foi classificado manualmente em uma de três categorias, definidas pelo custo marginal de produção de um vídeo adicional. No texto, as categorias são denominadas Artesanal, Sistematizado e Automatizado, correspondendo, respectivamente, aos rótulos human, hybrid e ai_slop utilizados na base de dados. A categoria Artesanal (314 canais, 32,0% da amostra) reúne canais em que o criador humano está presente e é insubstituível, com alto custo marginal por vídeo: sua presença, voz e julgamento não podem ser replicados por terceiros. A categoria Sistematizado (290 canais, 29,6%) reúne canais de produção padronizada operada por equipes humanas, com roteiros, narração e edição profissionais organizados em processo replicável, de custo marginal intermediário. A categoria Automatizado (377 canais, 38,4%) reúne canais cujo fluxo de produção é essencialmente automatizado, com narração sintética (text-to-speech), imagens genéricas ou geradas por IA e conteúdo formulaico, de custo marginal próximo de zero.

A classificação seguiu um guia escrito com critérios observáveis (presença do criador, natureza da narração, origem do material visual, padrão dos roteiros). Para avaliar sua confiabilidade, um segundo avaliador independente classificou os mesmos 981 canais com base no mesmo guia. A concordância bruta entre os avaliadores foi de 91,0%, com Kappa de Cohen de 0,86, nível considerado quase perfeito (Landis & Koch, 1977). A fronteira mais relevante para o estudo, a que separa os canais artesanais dos demais, apresentou Kappa de 0,96, e as

divergências remanescentes se concentraram na distinção entre Sistematizado e Automatizado. O resultado central do estudo, a baixa captura de valor dos canais automatizados e a dominância dos artesanais, permanece quando as participações são recalculadas com os rótulos do segundo avaliador (índice de dominância de 2,00 para os artesanais e de 0,20 para os automatizados).

3.4 Variáveis e estimativa de receita

O status de monetização de cada canal foi verificado individualmente: 743 canais (75,7%) estavam monetizados na data da coleta. A receita mensal de cada canal monetizado foi estimada pelo produto entre o RPM típico do nicho (receita por mil visualizações) e as visualizações dos últimos 30 dias, dividido por mil. Canais sem estimativa de receita disponível foram tratados como não monetizados. Cabe registrar que os RPMs medianos dos cinco nichos ficam em uma faixa estreita, entre US$ 4,01 e US$ 6,02, o que limita o poder de testes que dependem de variação de RPM entre nichos. Como a receita estimada é, por construção, o produto de RPM e visualizações, os modelos de receita não incluem as visualizações como variável explicativa, evitando resultados tautológicos.

3.5 Técnicas de análise

A análise combina cinco conjuntos de técnicas. Primeiro, estatísticas descritivas de participação: a parcela de canais, visualizações, inscritos e receita de cada categoria, sintetizada em um índice de dominância, definido como a razão entre a participação da categoria na receita e sua participação no número de canais. Valores acima de 1 indicam captura de valor mais que proporcional à presença na oferta. Segundo, medidas de concentração: coeficiente de Gini de visualizações e receita, parcelas do topo da distribuição e expoentes de cauda. Terceiro, uma regressão logística do status de monetização sobre a categoria do canal, controlando o logaritmo de inscritos, a idade do canal, a frequência de publicação e variáveis indicadoras de nicho, com teste de robustez do tipo leave-one-niche-out, em que o modelo é reestimado excluindo um nicho por vez. Quarto, modelos para os canais monetizados: uma regressão do logaritmo da receita sobre a categoria e controles, e um modelo de atenção com o logaritmo das visualizações como variável dependente. Quinto, análises no nível do vídeo: desigualdade de visualizações dentro de cada canal (Gini intracanal), engajamento por comentários, regularidade de publicação e distribuição de durações, comparadas entre categorias por testes de Kruskal-Wallis e qui-quadrado.

4. Análise e Discussão dos Resultados

4.1 Um choque de oferta recente e mensurável

O primeiro resultado é a dimensão da inundação. Os canais automatizados são a maior das três categorias na oferta: 38,4% dos 981 canais analisados, contra 32,0% de artesanais e 29,6% de sistematizados. Em cinco nichos de conteúdo consolidados, portanto, mais de um em cada três canais ativos já opera com fluxo de produção essencialmente automatizado.

O segundo resultado é que esse choque é datável. A idade do canal apresenta o maior efeito de todo o estudo nas comparações entre categorias (eta quadrado de 0,35). A idade mediana dos canais artesanais é de 72 meses, variando de 56 a 112 meses conforme o nicho; a dos sistematizados é de 19 meses; a dos automatizados,

de 12 meses, ficando entre 8 e 21 meses em todos os nichos. A onda de canais automatizados é, em sua maioria, posterior a 2024, coincidindo com a popularização das ferramentas de IA generativa de áudio, imagem e texto. A composição da oferta confirma, assim, a premissa do estudo: houve um choque de oferta recente, volumoso e concentrado no tempo.

4.2 A atenção e a renda não seguiram a oferta

A Tabela 1 apresenta o resultado central do estudo: a comparação entre a participação de cada categoria na oferta de canais e sua participação na atenção e na receita.

Tabela 1 - Participação de cada categoria na oferta, na atenção e na receita

Categoria	% canais	% views	% receita	% inscritos	Dominância
Artesanal	32,0%	53,5%	55,8%	66,1%	1,74
Sistematizado	29,6%	36,7%	37,3%	24,0%	1,26
Automatizado	38,4%	9,7%	6,9%	9,9%	0,18

Fonte: dados da pesquisa (2026). Views: últimos 30 dias. Dominância = participação na receita / participação nos canais.

A assimetria é expressiva. Os canais automatizados, com 38,4% da oferta, capturam 9,7% das visualizações dos últimos 30 dias, 9,9% dos inscritos e 6,9% da receita estimada, o que corresponde a um índice de dominância de 0,18: cada ponto percentual de presença na oferta se converte em menos de um quinto de ponto percentual de receita. Os canais artesanais exibem o padrão oposto, com índice de dominância de 1,74 no agregado, e os sistematizados ficam em posição intermediária (1,26). A Tabela 2 mostra que o padrão se repete em todos os nichos: o índice de dominância dos automatizados nunca alcança 1,0, variando de 0,04 em True Crime a 0,85 em Finanças Pessoais, enquanto o dos artesanais varia de 1,10 a 2,46.

Tabela 2 - Índice de dominância por nicho e categoria

Nicho	Artesanal	Sistematizado	Automatizado
Saúde	2,46	0,82	0,40
Espiritualidade	1,10	2,02	0,72
Bíblia	1,32	1,43	0,63
Finanças Pessoais	1,21	0,70	0,85
True Crime	2,37	0,80	0,04
Total	1,74	1,26	0,18

Fonte: dados da pesquisa (2026).

A variação entre nichos é informativa. A penalidade do conteúdo automatizado é maior justamente nos nichos em que a confiança e a autoridade do narrador são parte do produto, como True Crime (dominância de 0,04) e Saúde (0,40), e menor em nichos de conteúdo mais utilitário, como Finanças Pessoais (0,85). Esse padrão é consistente com a interpretação de Rosen (1981): quando o mercado valoriza um atributo que não pode ser replicado, no caso a presença humana crível, os substitutos baratos capturam pouco valor. A exceção informativa é Espiritualidade, único nicho em que a produção sistematizada domina (2,02), à frente dos próprios

artesanais locais (1,10), sinal de que ali o formato padronizado atende bem a demanda sem depender da identidade do criador.

O pano de fundo dessa assimetria é uma concentração extrema de resultados, na linha do que Frank e Cook (1995) descrevem para mercados de desempenho relativo. O coeficiente de Gini é de 0,861 para visualizações e 0,899 para receita estimada. O 1% superior dos canais captura 48% das visualizações e 55% da receita; o decil superior, 78% e 83%, respectivamente. A receita mediana equivale a apenas 7% da média, ou seja, a média é cerca de catorze vezes a mediana, retrato típico de distribuições dominadas pelo topo. As caudas superiores das distribuições apresentam expoentes estimados próximos de 2,0, valores característicos de caudas pesadas, embora os testes de comparação não permitam distinguir estatisticamente uma lei de potência estrita de uma distribuição lognormal. O quadro agregado é o previsto pela literatura: um mercado winner-take-most, em que a inundação de oferta convive com hiperconcentração de resultados.

4.3 O mecanismo: filtro de monetização na entrada, preço condicional igual

Se o conteúdo automatizado captura tão pouco valor, por onde exatamente ele é filtrado? A análise identifica um mecanismo com dois componentes bem estabelecidos e um sinal complementar.

O primeiro componente, e o mais forte, é a exclusão da monetização. Como mostra a Tabela 3, 85,0% dos canais artesanais e 86,9% dos sistematizados estavam monetizados na data da coleta, contra 59,4% dos automatizados. Na regressão logística com controles de tamanho (logaritmo de inscritos), idade do canal, frequência de publicação e nicho, a razão de chances de monetização dos canais automatizados em relação aos artesanais é de 0,27 (intervalo de confiança de 95% entre 0,17 e 0,42, $p < 0,001$): mantidas constantes as demais características, as chances de um canal automatizado estar monetizado são cerca de um quarto das de um canal artesanal. Já os canais sistematizados são estatisticamente indistinguíveis dos artesanais (razão de chances de 0,78, $p = 0,39$), o que sugere que o filtro não penaliza a produção padronizada em si, e sim a automatização integral. O modelo tem pseudo R^2 de 0,15 e área sob a curva ROC de aproximadamente 0,77, e o resultado é robusto à exclusão de um nicho por vez, com a razão de chances variando entre 0,22 e 0,38, sempre com $p < 0,001$.

Como os canais automatizados são muito mais jovens que os demais, a penalidade poderia ser apenas um efeito de idade: canais novos monetizam menos, sejam eles automatizados ou não. Para testar essa explicação alternativa, o modelo completo foi comparado a um modelo restrito, apenas com idade, inscritos, frequência e nicho. As variáveis de classificação adicionam poder preditivo substancial: o teste de razão de verossimilhança rejeita o modelo restrito ($p < 0,001$), o AIC cai de 986 para 943 e a área sob a curva ROC sobe de 0,73 para 0,77. Ser automatizado prediz a exclusão da monetização além do que a idade e o tamanho do canal explicam.

Tabela 3 - Monetização por categoria e efeito estimado na regressão logística

Categoria	Taxa de monetização	Razão de chances (vs. Artesanal)	IC 95%	p
Artesanal	85,0%	1,00 (referência)	-	-
Sistematizado	86,9%	0,78	0,45-1,37	0,39

Automatizado	59,4%	0,27	0,17-0,42	< 0,001

Fonte: dados da pesquisa (2026). Controles: log de inscritos, idade do canal, frequência de publicação e nicho. Pseudo R^2 = 0,15; AUC = 0,77.

O segundo componente é, à primeira vista, surpreendente: entre os canais que conseguem se monetizar, não há desconto por visualização. Na regressão da receita estimada entre monetizados, as variáveis indicadoras de categoria não são significativas (o coeficiente dos automatizados equivale a cerca de -7%, com p = 0,68, e o dos sistematizados tampouco se distingue de zero), e a elasticidade da receita em relação aos inscritos é de 0,89. A esses dois componentes soma-se um sinal complementar: no modelo de atenção, com o logaritmo das visualizações dos últimos 30 dias como variável dependente e os mesmos controles, os canais automatizados apresentam visualizações cerca de 16% menores que as dos artesanais de mesmo porte, mas o efeito está longe da significância estatística convencional (p = 0,26), devendo ser lido, no máximo, como um indício direcional fraco de um teto de acumulação de audiência. Em conjunto, o quadro desenha o mecanismo: a plataforma não paga menos pela visualização do conteúdo automatizado; ela dificulta sua entrada no programa de monetização. O filtro está na porta, não no preço.

Uma hipótese complementar, a de que a plataforma policiaria o conteúdo automatizado com mais rigor nos nichos de maior valor publicitário, não se confirmou: a interação entre a categoria Automatizado e o RPM do nicho é positiva, mas não significativa na equação de monetização (p = 0,11). Entre os canais já monetizados, porém, a interação é positiva e significativa (coeficiente de 0,49, p = 0,008), padrão consistente com um efeito de seleção: nos nichos mais caros, apenas os canais automatizados de melhor desempenho conseguem passar pelo filtro. Esses resultados devem ser lidos com cautela, dado que os RPMs medianos dos nichos variam em faixa estreita (US$ 4,01 a US$ 6,02), o que reduz o poder estatístico do teste.

4.4 A microestrutura: loteria, engajamento e mortalidade

As análises no nível do vídeo ajudam a explicar por que o teto de audiência existe. A Tabela 4 resume os indicadores.

Tabela 4 - Indicadores de microestrutura por categoria (medianas, salvo indicação)

Indicador	Artesanal	Sistematizado	Automatizado
Gini intracanal de visualizações	0,43	0,63	0,62
Comentários por 100 visualizações	0,45	0,24	0,32
Coef. de variação do intervalo entre publicações	0,73	0,56	0,74
Vídeos na janela de 8:00 a 9:59 min	9,0%	10,7%	6,5%
Canais inativos há mais de 90 dias	2,5%	5,9%	15,1%

Receita mensal por vídeo publicado (monetizados)	US$ 156	US$ 106	US$ 56
Visualizações por vídeo publicado	23,9 mil	21,6 mil	8,3 mil

Fonte: dados da pesquisa (2026).

O primeiro indicador é a desigualdade de visualizações dentro do próprio canal. O Gini intracanal mediano é de 0,43 nos canais artesanais, contra 0,62 nos automatizados e 0,63 nos sistematizados (teste de Kruskal-Wallis com H = 118 e eta quadrado de 0,12, um dos maiores efeitos do estudo). A leitura é direta: o canal artesanal tem uma audiência de base que assiste à maior parte do que publica; o automatizado vive de acertos esporádicos, uma loteria em que cada vídeo recomeça a disputa por atenção do zero.

O segundo indicador é o engajamento. A mediana de comentários por cem visualizações é de 0,45 nos canais artesanais, 0,32 nos automatizados e 0,24 nos sistematizados ($p < 0,001$). O valor relativamente alto dos automatizados merece qualificação: em Espiritualidade, chamadas rituais à ação inflam a métrica, que chega a 0,71 contra 0,92 dos artesanais no nicho. Além disso, o engajamento por comentários não prediz o status de monetização ($p = 0,19$), o que indica que não é por essa via que o filtro opera.

O terceiro indicador é o padrão de publicação. Ao contrário do que sugeriria a imagem de máquinas publicando em ritmo de relógio, os canais mais regulares são os sistematizados (coeficiente de variação mediano do intervalo entre publicações de 0,56), enquanto artesanais (0,73) e automatizados (0,74) publicam com irregularidade praticamente idêntica. A regularidade é marca de equipe e cronograma, não de automação. Do mesmo modo, a hipótese de que os canais automatizados otimizariam a duração dos vídeos para o limiar de oito minutos, que habilita anúncios intermediários, apareceu invertida nos dados: a concentração de vídeos na janela de 8 a 10 minutos é maior nos artesanais (9,0%) e sistematizados (10,7%) do que nos automatizados (6,5%, qui-quadrado com $p < 0,001$). Com custo marginal próximo de zero, a duração é gratuita: a mediana dos vídeos automatizados é de 21,2 minutos, contra cerca de 17 a 18 minutos nas demais categorias, estratégia compatível com maximizar o número de intervalos publicitários possíveis, e não com atingir o mínimo exigido.

O quarto indicador é a mortalidade. A parcela de canais inativos há mais de 90 dias é de 2,5% entre os artesanais e 5,9% entre os sistematizados, mas chega a 15,1% entre os automatizados ($p < 0,001$). O indicador de momentum, razão entre as visualizações dos últimos 30 dias e as visualizações históricas, mostra o outro lado do mesmo fenômeno: mediana de 0,036 nos automatizados contra 0,014 nos artesanais. Os canais automatizados vivem do presente, sem acervo que continue rendendo visualizações; os artesanais acumulam um estoque de conteúdo que trabalha por eles. Como a amostra observa apenas canais sobreviventes, essas estimativas são tetos superiores: o viés de sobrevivência fortalece as conclusões, em vez de enfraquecê-las.

4.5 Eficiência e síntese teórica

A promessa econômica da automatização é produzir mais por menos. Os dados mostram o contrário na margem que importa: entre os canais monetizados, a receita

mensal mediana por vídeo publicado (receita estimada do mês dividida pelo número de publicações mensais) é de US$ 156 nos artesanais, US$ 106 nos sistematizados e US$ 56 nos automatizados; as visualizações medianas por vídeo publicado são de 23,9 mil, 21,6 mil e 8,3 mil, respectivamente. Mais volume, menos retorno por unidade: o padrão que Catovic (2026) prevê quando a produção escala elasticamente contra uma atenção agregada fixa.

Em conjunto, os resultados confirmam as três hipóteses do estudo. O choque de oferta existe, é recente e é volumoso (38,4% da oferta, idade mediana de um ano). A atenção e a renda não o acompanharam (9,7% das visualizações, 6,9% da receita, dominância de 0,18), como previsto por H1. O mecanismo está na porta de entrada, como previsto por H2: filtro de monetização (razão de chances de 0,27), robusto ao controle de idade e tamanho, combinado à igualdade de preço condicional entre os monetizados. E a microestrutura explica a fragilidade do modelo automatizado: sem audiência de base, com engajamento inflado por rituais, estratégia de loteria e mortalidade seis vezes maior que a dos artesanais. O resultado agregado é o previsto por Rosen (1981) e Frank e Cook (1995): a tecnologia que amplia o alcance da produção não distribui a renda, concentra, confirmando H3 e contrariando a previsão da cauda longa (Anderson, 2006). A inundação de conteúdo barato valoriza exatamente aquilo que ela não consegue replicar, e a plataforma, no papel de alocadora algorítmica de atenção e monetização descrito por O'Reilly, Strauss e Mazzucato (2024), captura para si a função de decidir quem entra no jogo. Nesse sentido, os achados também dialogam com Zhang e Zhang (2024): o excedente gerado pela IA não desaparece, mas é redistribuído, com deslocamento de criadores e maior concentração do mercado.

5. Conclusão e Contribuições

Este estudo perguntou como a IA generativa, ao reduzir o custo marginal de produção de conteúdo a zero, altera a distribuição de atenção e a concentração de rendimentos em plataformas digitais. A resposta empírica, a partir de 981 canais e 28.557 vídeos em cinco nichos do YouTube, é que a inundação mal molha: o conteúdo automatizado já domina a oferta, mas captura fração desproporcionalmente pequena da atenção e da receita, e a diferença é absorvida pelos criadores humanos, cuja participação na renda supera em muito sua participação na oferta. O choque de oferta da IA generativa, nos dados analisados, está associado a mais concentração, e não a menos.

A contribuição teórica do estudo é dupla. Primeiro, ele oferece evidência quantitativa, no nível do canal, para um debate até aqui dominado por modelos formais e relatos qualitativos: as previsões de Simon (1971) sobre a escassez de atenção, de Rosen (1981) sobre a concentração induzida por tecnologias de alcance e de Catovic (2026) sobre a saturação de produtores encontram suporte conjunto em um mesmo conjunto de dados. Segundo, o estudo localiza o mecanismo de filtragem na porta de entrada: a exclusão da monetização, robusta a controles de idade e tamanho, combinada à igualdade de remuneração condicional por visualização, mostra que a penalidade do conteúdo automatizado opera na entrada do jogo, e não no preço pago por visualização. Essa decomposição dá conteúdo empírico à noção de plataforma como alocadora de atenção proposta por O'Reilly, Strauss e Mazzucato (2024).

As contribuições práticas se dirigem a três públicos. Para criadores e empreendedores de conteúdo, os dados indicam que a automatização integral está associada a exclusão da monetização, audiência sem base recorrente e mortalidade elevada, enquanto a sistematização com presença humana preserva as chances de monetização dos canais artesanais; a decisão relevante não parece ser produzir mais barato, e sim proteger o atributo que não pode ser replicado. Para plataformas e formuladores de políticas, os resultados sugerem que o filtro de monetização, mais que o preço por visualização, é o instrumento efetivo de governança do conteúdo sintético, com implicações para o debate sobre AI slop e qualidade do ambiente informacional (Tan, 2025). Para anunciantes e investidores, o índice de dominância por nicho oferece um indicador simples de onde o conteúdo automatizado captura valor e onde ele é marginal.

Os resultados devem ser lidos dentro dos limites do delineamento. A classificação dos canais foi realizada por um avaliador principal, com alta concordância de um segundo avaliador independente (Kappa de Cohen de 0,86 no conjunto das três categorias e de 0,96 na fronteira entre canais artesanais e os demais), o que ainda preserva alguma subjetividade na distinção entre produção sistematizada e automatizada. A receita é estimada a partir do RPM típico de cada nicho, e não observada diretamente, e a variação de RPM entre os nichos estudados é estreita. O corte é transversal e sujeito a viés de sobrevivência, quantificado na análise de mortalidade e operando a favor das conclusões, mas ainda assim um viés. As métricas por vídeo refletem os últimos 30 vídeos de cada canal, não seu histórico completo, e a amostra foi construída por palavras-chave em cinco nichos, sem pretensão de representar a plataforma inteira. Sobretudo, o estudo não estabelece causalidade: canais de baixo desempenho podem adotar automatização justamente por seu baixo desempenho, e não o contrário, e a idade dos canais, muito menor no grupo automatizado, permanece uma fonte potencial de confusão residual, ainda que as variáveis de classificação adicionem poder preditivo significativo além da idade e do tamanho do canal. Tampouco se observa diretamente o algoritmo da plataforma: o filtro identificado pode ser um filtro de qualidade que atinge o conteúdo automatizado por correlação, e não um filtro dirigido à automatização em si.

A agenda de pesquisa futura decorre dessas limitações. Um painel longitudinal dos mesmos canais permitiria separar o efeito da automatização do efeito da idade e observar a dinâmica de entrada e saída que o corte transversal apenas infere. Dados de receita observada, ainda que para subamostras, reduziriam a dependência de estimativas por RPM. A extensão a outros nichos e outras plataformas, com regras de monetização distintas, testaria o papel do desenho institucional no destino do conteúdo automatizado. Por fim, à medida que a qualidade da produção sintética avança, a fronteira entre o artesanal e o automatizado tende a se deslocar, e acompanhar esse deslocamento talvez seja a questão mais importante que este estudo deixa aberta.

Referências

Anderson, C. (2006). *The long tail: Why the future of business is selling less of more*. Hyperion.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton.

Catovic, A. (2026). *The economics of builder saturation in digital markets*. arXiv.

Davenport, T. H., & Beck, J. C. (2001). *The attention economy: Understanding the new currency of business*. Harvard Business School Press.

Elberse, A. (2013). *Blockbusters: Hit-making, risk-taking, and the big business of entertainment*. Henry Holt.

Frank, R. H., & Cook, P. J. (1995). *The winner-take-all society*. Free Press.

Goldhaber, M. H. (1997). The attention economy and the Net. *First Monday, 2*(4).

Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics, 33*(1), 159-174.

O'Reilly, T., Strauss, I., & Mazzucato, M. (2024). Algorithmic attention rents: A theory of digital platform market power. *Data & Policy, 6*.

Piketty, T. (2014). *Capital in the twenty-first century*. Harvard University Press.

Price, D. J. de S. (1963). *Little science, big science*. Columbia University Press.

Rosen, S. (1981). The economics of superstars. *American Economic Review, 71*(5), 845-858.

Shim, H., & Kim, D. (2026). Beyond the top hits: How generative AI recommendations reshape consumer choice in music streaming services. *Journal of Retailing and Consumer Services, 92*.

Simon, H. A. (1971). Designing organizations for an information-rich world. In M. Greenberger (Org.), *Computers, communications, and the public interest* (pp. 37-72). Johns Hopkins University Press.

Strauss, I., Yang, J., & Mazzucato, M. (2025). *“Rich-get-richer”? Platform attention and earnings inequality using Patreon earnings data*. arXiv.

Tan, J.-E. (2025). *AI slop III: Society and model collapse* (KRI Views 67/25). Khazanah Research Institute.

Vettehen, P. H., & Schaap, G. (2023). An attention economic perspective on the future of the information age. *Futures, 153*.

Zhang, Y., & Zhang, T. (2024). *The impact of generative AI on content platforms: A two-sided market analysis with multi-dimensional quality heterogeneity*. arXiv.