

Economic Analysis of Law Review

Cartões Vermelhos e Amarelos e a Teoria Econômica do Crime: O caso do campeonato brasileiro de futebol

Red and Yellow Cards and Economic Theory of Crime: Brazilian soccer championship

Ari Francisco de Araujo Junior¹
IBMEC/Minas Gerais

Cláudio Djissey Shikida²
IBMEC/Minas Gerais

Frank Magalhães de Pinho³
IBMEC/UFMG

RESUMO

Neste artigo utilizou-se o enfoque da análise econômica do crime para compreender os determinantes das punições a violações de regras nos jogos da série A do Campeonato Brasileiro de Futebol em 2012. Foram estimados modelos sobre os determinantes das faltas mais graves cometidas pelos atletas dos clubes da série A do Campeonato Brasileiro de Futebol, punidas com cartões amarelos e vermelhos (modelos de regressão Poisson e Binomial Negativa). Os resultados sugerem que: (a) os atletas do time mandante recebem, em média, um número menor de cartões amarelos e vermelhos; (b) parece existir tendência crescente das punições ao longo do campeonato e (c) existe não-linearidade entre as punições e a variável gols.

ABSTRACT

In this article we used the approach of economic analysis of crime to understand the determinants of punishment for offences in games of Brazilian Soccer Championship in 2012. Models on the determinants of the most serious offenses committed by athletes from clubs in the Brazilian Championship, punished with red and yellow cards (Poisson regression models and negative binomial) were estimated. In fact, athletes seem to respond to economic incentives. Our results suggest that: (a) the athletes of the home team receive, on average, a smaller number of red and yellow cards; (b) there is a positive trend of punishments through the championship and (c) there is non-linear relationship between punishments and goals.

Palavras-chave: Comportamento ilegal; Incentivos; Futebol

Keywords: Illegal Behavior; incentives; soccer

JEL: K00; K42

R: 06/10/17 **A:** 19/02/18 **P:** 30/04/18

¹ E-mail: cdshikida@gmail.com

² E-mail: arifaj@gmail.com

³ E-mail: frank.pinho@ibmecmg.br

Os autores agradecem os comentários dos participantes do X Congresso da ABDE (21 e 22 de setembro de 2017, em Porto Alegre). Quaisquer erros e omissões, obviamente, são de nossa inteira responsabilidade.

1. Introdução

O

objetivo deste artigo é entender os determinantes das punições a violações de regras nos jogos da série A do Campeonato Brasileiro de Futebol em 2012 sob a ótica da Economia do Crime.

A teoria econômica baseia-se na análise do comportamento de indivíduos que respondem a incentivos e, no caso da Economia do Crime, supõe-se que crimes são fruto de análise racional, bem diferente, por exemplo, do que acreditavam os criminologistas do século XIX que atribuíam os crimes a pessoas com problemas mentais e deformações físicas (Pyle, 2000).

Nas próximas seções serão apresentadas as representações sintetizadas do modelo econômico do crime e da teoria da sentença ótima. Os modelos teóricos não guardam relação direta, mas contribuem para a contextualização dos resultados empíricos.

Na parte empírica, são avaliados os determinantes das faltas mais graves cometidas pelos atletas dos clubes da série A do Campeonato Brasileiro de Futebol, aquelas que foram punidas com cartões amarelos e vermelhos. Para tanto, modelos de regressão de Poisson e Binomial Negativa para dados de contagem são estimados explorando-se a característica de painel dos dados com uma especificação com efeitos fixos.

Os resultados sugerem que os atletas do time mandante cometem, em média, um número menor de violações passíveis de cartão. Além disso, parece existir tendência crescente das punições ao longo do campeonato e, finalmente, observa-se uma não-linearidade entre as punições e a variável *goals*, relação representada estatisticamente como um "U" invertido.

2. Aspectos Teóricos

Trabalhos empíricos relacionando a economia ao crime já haviam sido feitos anteriormente (Fleisher, 1963), mas foi Becker (1968) que apresentou de forma pioneira o modelo teórico sobre o comportamento criminoso na ótica microeconômica. A apresentação simplificada do modelo de maximização de utilidade individual pode ser feita da seguinte forma (Araujo Jr., 2002):

$$NB_i = I_i - c_i - w_i - (pr \times pu) \quad (1)$$

em que:

NB_i é o benefício líquido do indivíduo i ;

I_i é o valor monetário do ganho da atividade criminosa (*loot*);

c_i é o custo de planejamento e execução do crime;

w_i é o custo de oportunidade (renda de atividades legais);

pr é a probabilidade de captura e condenação;

pu é o valor monetário do castigo (pena).

Além disso, na presença de “valores morais” (M_i^*):

$$D_i = 1 \text{ se } NB_i > M_i^* \text{ (comete crime)} \quad (2)$$

$$D_i = 0 \text{ se } NB_i \leq M_i^* \text{ (não comete crime)} \quad (3)$$

Substituindo (2) em (1) :

$$D_i = 1 \text{ se } w_i < I_i - c_i - (pr \times pu) - M_i^* = w^* \quad (4)$$

Ou seja, conforme (4), o indivíduo comete crime se o custo de oportunidade for menor que o *loot* líquido⁴. Mais especificamente, levando em consideração a característica arriscada da atividade criminosa, Becker (1968) sugere que um indivíduo racional e neutro ao risco (ou seja, um indivíduo que responde da mesma forma a alterações na probabilidade de captura e na severidade das punições) cometeria um crime apenas sob um contexto que lhe fosse favorável, qual seja, quando o benefício líquido esperado da atividade for, de fato, maior que o benefício líquido da atividade criminosa.

Neste sentido, a prática de atos ilegais é desestimulada quando o indivíduo percebe uma redução na utilidade esperada da atividade criminosa devido a um aumento na probabilidade de ser capturado ou quando ocorre uma elevação no total de punição (por exemplo, no tempo de encarceramento)⁵, além da redução do *payoff* bruto do crime relativo àquele do setor legal.

A punição, assim, é um preço relativo (incentivo) importante neste modelo. Como o mesmo se traduz em termos do futebol? Pode-se pensar no número de cartões amarelos e vermelho em uma partida e em seu impacto no grau de violência de um atleta na mesma. Obviamente, algumas outras variáveis podem moderar o impacto dos cartões sobre o grau de violência. Na parte empírica deste capítulo, com base nas partidas, esta análise será realizada no campeonato brasileiro da primeira divisão. Ou seja, acredita-se que algumas destas variáveis possam influenciar o benefício líquido associado à decisão de se cometer tal tipo de "crime".

⁴ O *loot* pode ser traduzido como “butim”. Muito utilizada na literatura – ficcional ou não – sobre piratas, a palavra está, atualmente, em desuso. Seu significado, contudo, é claro: trata-se do ganho obtido pelo indivíduo por meio do emprego da violência. Em termos da Teoria Econômica, trata-se do ganho obtido individualmente por trocas não-voluntárias (pelo menos da parte da vítima). Neste sentido, a Economia do Crime de Becker e a Economia do Conflito (Hirshleifer (2001)) possuem uma grande área em comum.

⁵ O modelo de Becker (1968) foi ampliado, por exemplo, por Ehrlich (1973), Block e Heineke (1975), Sah (1991) e Fender (1999).

Tal como apresentado em Pyle (2000), os modelos teóricos têm também como objetivo, de modo geral, analisar o impacto da punição a um único ato criminoso. Neste sentido, a punição pode ser pensada como determinada:

- a. pelo prejuízo causado pelo ato criminoso (sentença justa);
- b. por critérios de eficiência e/ou capacidade de inibir um transgressor e reduzir o crime.

Muitas vezes ambos os resultados são procurados em modelos: buscar uma combinação ótima de punições que minimizem o custo social do crime e das punições (controle). Para tanto são sugeridas punições como multas, liberdade vigiada, penas de serviços comunitários e encarceramento (Pyle, 2000). Uma contribuição importante nesta área é Stigler (1970). Baseando-se fortemente em Pyle (2000), apresentamos a seguir, o modelo da sentença ótima de Waldfogel (1993).

O objetivo, deste modelo, é definir o conjunto eficiente de punições de modo a minimizar o custo social do crime. Para tanto, Waldfogel (1993) assume que apenas uma forma de punição é usada, os custos de captura são omitidos e não há efeitos de substituição cruzada da punição. Esta última hipótese implica que os crimes são independentes entre si e, portanto, pode-se atribuir uma punição a cada um deles sem que haja efeitos nos outros. Repare que, neste caso, o aumento da punição em um crime faria normalmente com que o criminoso passasse a cometer crime(s) de menor punição relativa.

Assume-se que o custo total (C) é composto de dois termos: o primeiro representa o dano (f) causado pelo crime e o segundo contabiliza os custos associados à punição. Desta forma, C depende positivamente do número de crimes do tipo i (C_i), da duração das penas para o crime do tipo i (X_i), da probabilidade de condenação à punição devido ao crime do tipo i (p_i) e do valor unitário de custos da punição (b), tal que:

$$C = f[C_1(X_1), C_2(X_2), \dots, C_n(X_n)] + b \sum_{i=1}^n p_i C_i x_i \quad (5)$$

Minimizando (5) temos o conjunto ótimo de duração (x_i^*) tal que:

$$x_i^* = \frac{-f_i E_i}{b p_i (1 - E_i)} \quad (6)$$

em que:

f_i é o dano social marginal para um crime adicional do tipo i ;

E_i é a elasticidade dos crimes do tipo i com relação à duração da punição para este tipo de crime $\frac{\partial C_i}{\partial x_i} \frac{x_i}{C_i}$.

Como E_i deve ser negativa e x_i^* positiva, resta em (6) que $E_i < -1$. Pode-se observar que apenas se b , p_i e E_i forem constantes, x_i^* estará diretamente relacionado à f_i . Além disso, se a E_i e p_i forem distintas entre os tipos de crime, x_i^* não estará relacionado necessariamente

ao dano (f_i). Isso implica que em casos limite, é possível que crime mais grave receba punição menos severa.

Relaxando-se a hipótese de que os crimes são independentes, tem-se que as punições não terão efeitos apenas sobre um tipo de crime, o que diminui a migração de criminosos que atuam nos crimes menos severos para a prática de crimes mais danosos. Stigler (1970) explica que, para tanto, é necessário montar uma estrutura de incentivos, no caso, punições, adequada, chamada de *repressão marginal* (Pyle, 2000).

Segundo Heckelman e Yates (2003), vale detalhar a diferença entre infrações e penalidades (punições) em competições esportivas. Como destacam os autores, uma infração ocorre quando um jogador viola uma regra enquanto uma punição ocorre quando um árbitro considera que uma regra tenha sido desrespeitada por um jogador. O número de infrações e penalidades não são necessariamente iguais. A taxa de infrações é uma variável não observável, por outro lado, a taxa de punições pode ser medida. Vamos agora utilizar para entendimento um exemplo dos autores: vamos assumir que a taxa de infração continue constante e o número de árbitros cresça (ou de qualquer outro custo de cometer infração). Tal fato levará a uma elevação na detecção e isto levará a mais punições aos atletas (Heckelman e Yates, 2003). Desta forma, vale destacar que estimaremos os determinantes do número de cartões ou punições e o erro do modelo estatístico captura também parte da diferença entre penalidades e infrações. O modelo será descrito na quarta seção. O mesmo comentário vale para as variáveis escolhidas para representar benefícios e custos para a violência no futebol (medido pelas punições ou cartões). Custos e benefícios são resumidos adiante a partir de algumas hipóteses para teste.

A atividade esportiva profissional, como qualquer outra atividade econômica, é, portanto, um campo em que se observa a resposta de indivíduos a incentivos. De forma geral, a teoria supõe que clubes de futebol maximizem alguma função objetivo (geralmente os modelos oscilam entre a maximização de lucros, de vitórias ou a utilidade dos fãs⁶). Para tanto, os clubes contratam *talentos* e buscam alocá-los da forma mais eficiente possível. Assim, em um embate de dois clubes, na maioria das vezes, observa-se algum tipo de infração que geralmente é penalizada com cartões amarelos e vermelhos.

Portanto, no futebol, os cartões amarelos e vermelhos parecem fazer parte de uma estrutura de incentivos cujo objetivo é impedir um uso excessivo de violência⁷. Como destacado por Késenne (2014), clubes adotam sistemas de incentivos para melhorarem o desempenho do clube. Haverá, portanto, um número ótimo de cartões por temporada (campeonato) que deve ser diferente de zero⁸, já que é possível que a perda monetária pela punição (cartões) seja compensada pelo bônus, por exemplo, obtido com uma ou mais vitórias importantes⁹.

⁶ Ver, por exemplo, Késenne (2014).

⁷ Ainda que haja demanda para isso, segundo pesquisadores das mais diversas áreas de pesquisa, conforme destacado em Jewell (2011).

⁸ Analogamente ao conjecturado por Becker (1968), o nível ótimo de crime em uma sociedade não será nunca igual a zero.

⁹ Basta imaginar, por exemplo, que a infração gere uma perda da quantidade de talento potencial do time adversário durante a partida (ou mesmo por várias partidas), fazendo com que o desempenho relativo do clube do infrator melhore.

Considere, por exemplo, o caso de uma liga de dois clubes, x e y em que ambos maximizam lucros e remuneram conforme a eficiência (salário-eficiência)¹⁰. Vejamos o efeito dos cartões do ponto de vista do time x . Na maximização de lucros do clube, a receita é função de sua proporção de vitórias, w_x . Suponha que os salários dos jogadores – c_x – são fixados unilateralmente pelos dirigentes¹¹.

Neste caso, a proporção de vitórias do time x é função do produto entre o esforço efetivo da equipe, dado o salário recebido, vezes o talento do clube (t_x) em relação ao total de talentos da liga ($t_x + t_y$). Em outras palavras:

$$w_x = f \left[e(c_x) \frac{t_x}{t_x + t_y} \right] \quad (7)$$

Em que: $e' > 0, e'' < 0$ e $w_x + w_y = 1$.

No caso em que cartões não implicam punições financeiras para o jogador individual, pode ser interessante, por exemplo, para o jogador do clube x , cometer faltas (que resultem em cartões) para tentar diminuir o valor de t_y , aumentando a chance de vitória de seu time.

Assim, vejamos alguns estudos empíricos sobre o impacto das punições nos esportes¹².

3. Esportes, Economia do Crime e Punições

McCormick e Tollison (1984), com base na lógica da escolha racional dos indivíduos, argumentam que uma elevação na probabilidade de prisão acaba por reduzir o número de atos criminosos. Os autores avaliam este argumento a partir de dados da liga de *colleges* americanos. Em 1978, o número de árbitros nas partidas aumenta de dois para três. Os resultados sugerem redução (controlada por outros fatores) de 34% no número de faltas depois desta alteração na fiscalização dos jogos.

Heckelman e Yates (2003) usam a teoria econômica do crime para avaliar os determinantes do número de *penalties* e o número de outras infrações cometidas pelos atletas durante a temporada 1999-2000 da *National Hockey League*. Os autores têm a seu favor a ocorrência de um experimento natural interessante, pois, nesta temporada ocorreram jogos com número diferente de árbitros (330 jogos com um e 440 com dois árbitros). Os resultados estimados por *mínimos quadrados ordinários* e *variáveis instrumentais* sugerem que o maior número de árbitros aumenta o *enforcement* nas partidas, mas não altera o comportamento dos atletas. Além disso, por exemplo, atletas de maior idade cometem mais infrações particularmente as mais graves.

¹⁰ Ver Késenne (2014), seção 3.4.5.

¹¹ Conforme o autor, c_x pode ser pensado como o nível de salário relativo ao salário de equilíbrio do mercado.

¹² Como destacado por Késenne (2014), cap.3, clubes adotam sistemas de incentivos para melhorarem o desempenho do clube. Haverá um número ótimo de cartões por campeonato

Usando um painel de uma amostra de jogadores da temporada de 1998-1999 e *modelo de regressão Binomial Negativo*, Allen (2005) estima os determinantes de penalidades violentas e não violentas. Os resultados parecem suportar mais fortemente a importância de aspectos individuais (defensores, *rookie*, experiência etc.) e menos aqueles relativos a fatores culturais (por exemplo, penalidades cometidas por oponentes).

Dawson *et al.* (2005) testam a existência de viés e inconsistência na arbitragem nas partidas da *Premier League* inglesa. Os autores utilizam informações do período 1996-2003 de cartões amarelos e vermelhos e *modelos de regressão Poisson e Binomial Negativo*. O teste da inconsistência e viés é feito com a inclusão de *dummies* de juízes, num total de 28. Além disso, os autores utilizam os seguintes controles: *dummy* de importância de partida no final da temporada, *dummies* de temporada, público total, *dummy* de transmissão ao vivo da partida.

Os resultados sugerem que partidas de final de temporada e com mais público presente são mais violentas. Os resultados não parecem indicar relação entre o número de cartões e o fato da partida ser transmitida ao vivo pela TV. Quanto à inconsistência e viés da arbitragem, os resultados indicam a existência do problema e os autores sugerem que as autoridades do futebol deveriam implementar medidas para padronizar a interpretação das regras por parte dos árbitros e aconselhá-los a evitar tratamento diferenciado (“em tese, não intencional”) na avaliação dos lances das equipes da casa e visitantes nas partidas.

Anders e Rotthoff (2011) analisam o impacto dos cartões amarelos e vermelhos sobre a probabilidade de vitória de uma equipe. Os autores avaliam a liga principal alemã (*Bundesliga*) nas temporadas 2004-2009 a partir de modelos *Probit* e *Probit Ordenado*. Utilizam como variáveis explicativas o número de cartões amarelos e vermelhos, total de faltas cometidas, chutes a gol, escanteios batidos etc. Controlado pelos outros fatores, a probabilidade do time da casa vencer uma partida é reduzida em 22% e 27% (*Probit* e *Probit Ordenado*, respectivamente) caso um jogador da equipe receba dois cartões amarelos. No caso em que um jogador receba direto o cartão vermelho, a probabilidade de vitória cai em média em 44 e 48%. No caso em que o jogador adversário recebe o vermelho, a probabilidade de vitória do time da casa aumenta em 20 e 25% (*Probit* e *Probit Ordenado*, respectivamente).

Dois *papers* interessantes tentam analisar a relação entre violência no esporte (cartões amarelos e vermelhos) e cultura nacional. Miguel, Saiegh e Satyanath (2008) usam a existência de milhares de jogadores de vários países do mundo jogando nas principais ligas europeias como experimento natural. As informações utilizadas são das ligas inglesa, francesa, alemã, italiana, espanhola e da Copa dos Campeões da UEFA nos anos de 2004-2006 (duas temporadas). Os autores utilizam como variáveis explicativas informações dos jogadores, algumas relativas à cidadania/país de origem (número de anos de guerra civil, renda per capita etc.) e outras de jogo/individuais (idade, posição, gols etc.). A partir de *modelos de regressão Binomial Negativo*, os resultados sugerem ligação importante entre o histórico de conflitos civis e a propensão ao comportamento violento nas partidas.

Cuesta e Bohórquez (2012) testam algo semelhante utilizando informações relativas à Copa Libertadores da América de 2008 (670 jogadores de 32 clubes). Os autores utilizam os *estimadores de mínimos quadrados ordinários* para estimar os parâmetros dos *modelos de EALR*, V. 9, nº 1, p. 242-258, Jan-Abr, 2018

Poisson e Probit. Neste caso, os resultados sugerem que variáveis socioeconômicas, culturais, de governança e relacionadas a conflitos não influenciam o comportamento violento. O que importa mais fortemente são variáveis específicas do jogador como posição (defensor, atacante), etc.

Dadas as evidências acima, a questão que se coloca é: o efeito dos cartões constatado na literatura também ocorre no Brasil? A violência em campo sofre impacto com a atribuição de cartões, *ceteris paribus*?

A revisão de literatura apontou uma razoável diversidade de pesquisas que buscam analisar o tema. A opção deste artigo foi a de testar a validade externa do trabalho de Downson *et al* (2005)¹³. A validação (ou validade) externa diz respeito à validade das hipóteses testadas para uma população quando as mesmas são testadas em outras, ou seja, se as inferências são generalizáveis. Por exemplo, o estudo de Dawson *et al* (2005) aventa hipóteses importantes acerca da violência no campeonato inglês. São as suas conclusões válidas, por exemplo, para o campeonato brasileiro? Para responder a esta pergunta, deve-se testar as mesmas hipóteses com base de dados a mais equivalente possível para o campeonato brasileiro, com a devida atenção para os controles.

Em outras palavras, busca-se verificar o grau de generalização das conclusões daquele estudo. Para tanto, é necessário testar as hipóteses abaixo.

Hipótese 1: hipótese de vantagem dos donos da casa - como a frequência de vitórias de times mandante é normalmente maior, poderia existir uma tendência da equipe visitante cometer mais infrações¹⁴.

Hipótese 2: hipótese de consistência temporal - a incidência média das infrações é estável no tempo.

Hipótese 3: hipótese de neutralidade da audiência - a incidência média de violações não é função do público pagante.

Hipótese 4: "U" invertido entre punições e gols - realizamos também um teste adicional. O Gráfico 1 sugere que pode existir uma relação não linear entre o número de cartões e a variável gols marcados na partida. Desta forma, incluímos nos modelos um termo quadrático para a variável "goals".

Novamente, estimamos os determinantes do número de cartões ou punições no Campeonato Brasileiro de Futebol. A escolha das variáveis para representar benefícios e custos

¹³ Para maiores detalhes, ver, por exemplo, Stock & Watson (2012).

¹⁴ Uma explicação para este fenômeno poder ser o viés de juízes em favor dos times da casa. Sutter & Kocher (2003) encontram alguma evidência neste sentido para a *Bundesliga* na temporada 2000/2001. Goumas (2014), alternativamente, supõe que o efeito seja da pressão das torcidas sobre os juízes. Usando dados de duas temporadas da Copa da UEFA (2009/2010 e 2010/2011) e regressão Poisson, ele encontra que: (a) há uma diferença estatisticamente significativa entre os cartões amarelos dados aos visitantes e aos times da casa, mesmo controlando por outros fatores e (b) o viés do juiz é relacionado com a densidade da torcida. Ver também Pollard & Armatas (2017).

como explicativas da violência no futebol segue a literatura empírica descrita anteriormente. Sua descrição será detalhada a seguir.

4. Metodologia e Dados

Nesta parte do artigo, testam-se os determinantes da oferta de atos ilícitos do futebol, ou seja, faltas mais graves, que são objeto de punição com cartões amarelos e vermelhos cometidas pelos atletas dos clubes da série A do Campeonato Brasileiro de Futebol, temporada 2012.

Um cartão amarelo é normalmente anotado pelo árbitro quando a violação cometida pelo atleta é considerada de menor seriedade. O cartão vermelho é usado quando um atleta que já havia recebido um cartão amarelo comete nova violação menor ou se o mesmo comete uma falta considerada grave pelo árbitro da partida. Neste caso o atleta é imediatamente expulso da partida e a equipe perde o jogador, ou seja, ele não é substituído, conforme as regras de arbitragem da Federação Internacional de Futebol – FIFA e Confederação Brasileira de Futebol - CBF¹⁵.

Todas as variáveis utilizadas nesta seção foram retiradas do site Futpédia – A História do Futebol em Números do Globoesporte¹⁶.

Seguindo a sugestão de Dawson *et al.* (2005), nossa variável dependente (y) foi criada a partir da anotação de 1 ponto para cada cartão amarelo e 2 pontos para cada cartão vermelho distribuído para cada time em cada partida (rodada) de tal forma y é a soma total, por equipe, dos cartões recebidos. Utilizamos, neste caso, modelos de regressão de Poisson e Binomial Negativo explorando a característica de painel dos dados (20 rodadas e 38 observações de times de casa e visitante em cada rodada) com uma especificação com efeitos fixos de equipes (Hilbe, 2008) para identificar estatisticamente os determinantes na amostra (Greene, 2005). Segundo Greene (2005), variáveis endógena como a nossa são caracterizadas como dados de contagem já que são não negativas o que nos levaria a modelar adequadamente com modelos de Poisson ou Binomial Negativo.

Quanto às variáveis explicativas, tem-se: número de gols feitos pela equipe na partida (*goals*), *dummy* que assume valor 1 se a partida foi realizada no final de semana (*weekend*), público pagante (*attendance*), *dummy* que assume valor 1 se a equipe venceu a partida (*winner*), *dummy* que assume valor 1 se é o time da casa ou mandante (*home*), uma variável que testa a existência de tendência linear (*rodada*) e uma variável que representa o desempenho da equipe no campeonato até a rodada anterior (*perfor_bf*), ou seja, o percentual de pontos da equipe até período $t - 1$.

As estatísticas descritivas das variáveis são apresentadas na Tabela 1.

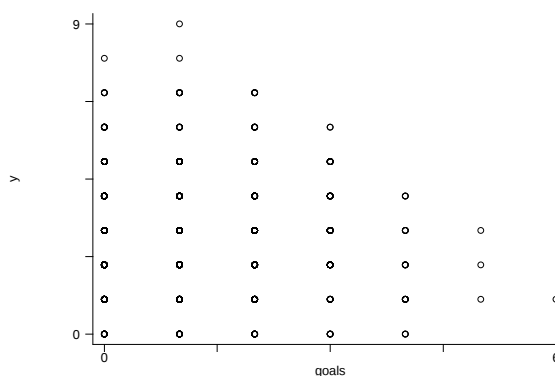
Tabela 1 - Estatísticas Descritivas

¹⁵ Ver Regulamento Geral das Competições: <http://imagens.cbf.com.br/201211/1193616889.pdf>.

¹⁶ <http://futpedia.globo.com/campeonato/campeonato-brasileiro/2012>.

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
y	760	2.782895	1.618885	0	9
goals	760	1.236842	1.106555	0	6
weekend	760	.6842105	.4651356	0	1
attendance	758	13017.95	8988.494	449	62207
winner	760	.3605263	.4804694	0	1
home	760	.5	.5003293	0	1
goals2	760	2.752632	4.036313	0	36
rodada	760	19.5	10.97308	1	38
perfor_bf	760	44.04737	18.85705	0	100

Gráfico 1 - Cartões x Gols



Com a adição de alguns controles considerados importantes (*goals*, *weekend*, *winner*, *perfor_bf*) testaremos as hipóteses anteriormente citadas. Em resumo, tal como Heckelman e Yates (2003), vale lembrar que o modelo econométrico do crime aplicado a infrações no futebol pode ser escrito como:

$$y^* = a + XB + \mu$$

em que y^* é o número de infrações e X é vetor de variáveis explicativas. Como não podemos observar y^* diretamente, podemos inferir a relação latente:

$$y = y^* + \varepsilon$$

em que y é o número de cartões dados pelos árbitros. Tal como discutido anteriormente, o termo de erro desta equação a ser estimada capta também parcela da diferença entre punições e infrações.

5. Resultados

A Tabela 2 apresenta as correlações parciais entre as variáveis. Observando-se o vetor de variáveis explicativas, percebe-se que não há evidências de multicolinearidade. As poucas correlações significativas apresentadas chegam, ao máximo, a 25% (no caso de *winner* e *home*). De modo a sustentar tal resultado, foi também estimado um modelo a partir do critério de Mínimos Quadrados para computar o VIF, variance inflation factor, um indicador que quanti-

fica a intensidade da multicolinearidade (Mela e Kopalle, 2002). Os resultados (Anexo I) sugerem que, de fato, o problema não é importante entre as variáveis utilizadas nos modelos.

A Tabela 3 apresenta os resultados estimados pelo *software Stata*. Na primeira coluna temos o modelo de regressão de Poisson e na segunda o modelo de regressão Binomial Negativo. As duas últimas colunas da tabela incorporam, em cada caso, a especificação de efeito fixo de equipes tal como em Hilbe (2008).

Tabela 2 - Correlações

	y	goals	weekend	attend-e	winner	home	rodada
y	1.0000						
goals	-0.0507	1.0000					
weekend	0.0068	-0.0158	1.0000				
attendance	0.0853*	-0.0271	0.1077*	1.0000			
winner	-0.0618*	0.6570*	0.0090	-0.0011	1.0000		
home	-0.1537*	0.2166*	-0.0057	-0.0157	0.2521*	1.0000	
rodada	0.0751*	0.0026	0.1146*	0.1598*	-0.0050	-0.0074	1.0000
perfor_bf	0.0071	0.1077*	-0.0403	0.1817*	0.1121*	-0.0363	0.1297*

Tabela 3 - Resultados

Variable	poisson	nbreg	xtpoisson_fe	xtnbreg_fe
y				
goals	0.1212**	0.1212**	0.1254**	0.1254**
weekend	-0.0091	-0.0091	-0.0101	-0.0101
attendance	0.0000*	0.0000*	0.0000*	0.0000*
winner	-0.0435	-0.0435	-0.0420	-0.0420
home	-0.1661***	-0.1661***	-0.1704***	-0.1704***
goals2	-0.0359***	-0.0359***	-0.0361**	-0.0361**
rodada	0.0034*	0.0034*	0.0035*	0.0035*
perfor_bf	-0.0005	-0.0005	-0.0011	-0.0011
_cons	0.9699***	0.9699***		17.6925
lnalpha				
_cons		-26.1430		
Statistics				
N	758	758	758	758
ll	-1398.4801	-1398.4801	-1315.3201	-1315.3200
chi2	35.0759	35.0759	30.2722	30.2722
p	0.0000	0.0000	0.0002	0.0002

legend: * p<.1; ** p<.05; *** p<.01

Pode-se notar que os modelos são significativos estatisticamente. Baseado na função de log-verossimilhança (*ll*), vide Tabela 3, os modelos de Poisson e Binomial Negativa seriam escolhidos, entretanto, em razão dos resultados dos quatro modelos serem qualitativa, quantitativa e estatisticamente muito semelhantes, pode-se optar por qualquer um dos modelos. Ressalta-se que a significância estatística adotada como regra de decisão para os testes estatísticos foi de 10%.

Os resultados sugerem que a hipótese 1 (vantagem dos donos da casa) não pode ser rejeitada estatisticamente já que, controlado pelos outros fatores, a variável *home* é negativa e significativa, ou seja, há evidências de que equipes visitantes cometem mais infrações e/ou de que há viés dos juízes em favor dos times da casa.

Da mesma forma, a hipótese 3 (neutralidade da audiência) não é rejeitada estatisticamente. Apesar de *attendance* ser positiva estatisticamente, o parâmetro estimado não deve ser considerado significativo do ponto de vista econômico. Estes resultados estão de acordo com aqueles encontrados em Dawson *et al.* (2005). Por outro lado, rejeitamos a hipótese 2 (consistência temporal), já que a variável *rodada* é positiva e significativa, ou seja, o número de car-

tões (e, portanto, o grau de violência em jogo) aumenta com o número de rodadas. Neste caso, nossos resultados não corroboram os resultados de Dawson *et al.* (2005).

As razões de chance foram estimadas e são reportadas no Anexo II. De fato, o efeito de *attendance* sobre o número de cartões é zero em termos absolutos ($IRR = 1$). Controlado pelos outros fatores, as equipes visitantes tem chance 1,19 vezes maior de cometer infrações com anotação de cartões.

Gráfico 2 - Valores Preditos Modelo Binomial Negativo (efeito fixo) x Gols

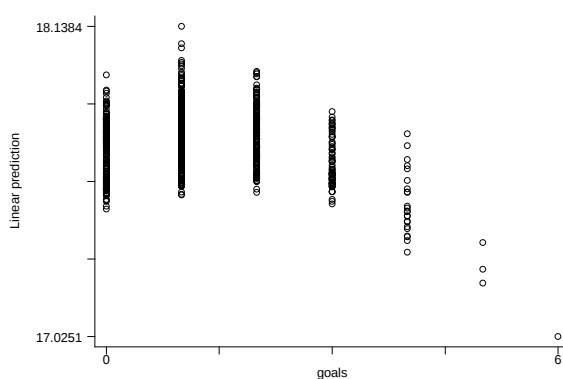
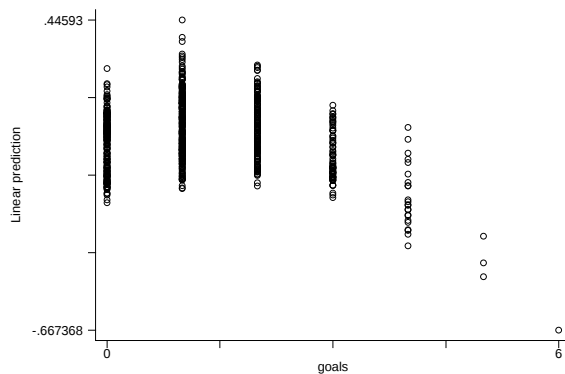


Gráfico 3 - Valores Preditos Modelo Poisson (efeito fixo) x Gols



Interessante notar que a hipótese de não-linearidade entre y e gols também não é rejeitada nos modelos estimados. O comportamento violento esperado aumenta rapidamente até 1,69 gols (Poisson e Binomial Negativo) e depois cai mais suavemente (1,74 para modelos nos quais exploramos as características de painel dos dados). Este resultado fica claro nos Gráficos 2 e 3 nos quais plotamos os valores estimados de y contra a variável gols.

Assim, os resultados validam três das quatro hipóteses originalmente estudadas por Dawson *et al.* (2005) para a série A do Campeonato Brasileiro. Obviamente, uma limitação (que também enseja um futuro aprimoramento nesta linha de pesquisa) é a de que se usou apenas uma edição do campeonato. Além disso, do ponto de vista econométrico, é necessário

investigar a possibilidade de fundamentação teórica da equação testada para evitar potenciais problemas de causalidade reversa¹⁷.

6. Considerações Finais

Neste artigo utilizou-se do enfoque da análise econômica do crime para entender os determinantes das punições a violações de regras nos jogos da série A do Campeonato Brasileiro de Futebol em 2012 sob a ótica da Economia do Crime.

Inicialmente, foram apresentadas as contribuições de Becker (1968) e Stigler (1970) a partir de representações resumidas do modelo econômico do crime e da teoria da sentença ótima. Em seguida, foram estimados os determinantes das faltas mais graves, cometidas pelos atletas dos clubes da série A do Campeonato Brasileiro de Futebol, punidas com cartões amarelos e vermelhos. Para tal, utilizaram-se modelos de regressão para dados de contagem (Poisson e Binomial Negativa).

Os resultados encontrados sugerem que os atletas do time mandante recebem, em média, um número menor de cartões amarelos e vermelhos. Os resultados apontam também para a rejeição da hipótese de estabilidade das violações no tempo, ou seja, parece existir tendência crescente das punições ao longo do campeonato. Além disso, o modelo sugere a existência de não-linearidade entre as punições e a variável gols, o que implica numa relação representada estatisticamente como um "U" invertido. O número ótimo de gols estimado é 1,7.

7. Referências

Allen, W.D. Cultures of Illegality in the National Hockey League. *Southern Economic Journal*, v.71, n.3, 2005.

Anders, A.; Rothhoff, K. Yellow Cards: do they matter? *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, v.7, n.1, 2011.

Araujo Jr, A.F. Raízes Econômicas da Criminalidade Violenta no Brasil: um estudo usando micro dados e pseudo-painel - 1981/1996. *Revista de Economia e Administração*, v.1, n.3, 2002.

Becker, G.S. Crime and Punishment: an economic approach. *Journal of Political Economy*, v.76, 1968.

Block, M.K.; Heineke, J.M. A Labor Theoretic Analysis of Criminal Choice. *American Economic Review*, v.65, 1975.

Cuesta, J.; Bohórquez, C. Soccer and National Culture: estimating the impact of violence on 22 lads after a ball. *Applied Economics*, v.44, n.2, 2012.

Dawson, P.; Dobson, S.; Goddard, J.; Wilson, J. Are Football Referees Really Biased and Inconsistent? Evidence from the English Premier League. University of Otago Economics Discussion Paper no.0511, 2005.

¹⁷ Este é um problema não apenas deste artigo, mas também de Dawson et al (2005) e de tantos outros que testam especificações econométricas *ad hoc*.

- Ehrlich, I. Participation in Illegitimate Activities: a theoretical and empirical analysis. *Journal of Political Economy*, v.81, 1973.
- Fender, J. A General Equilibrium Model of Crime and Punishment. *Journal of Economic Behavior and Organization*, v.39, 1999.
- Fleisher, B.M. The Effect of Unemployment on Juvenile Delinquency. *Journal of Political Economy*, v.71, 1963.
- Goumas, C. Home advantage and referee bias in European football. *European Journal of Sport Science*, v.14, n.S1, S243-S249, 2014
- Greene, W. *Econometric Analysis*. Prentice Hall, 2005.
- Heckelman, J.C.; Yates, A.J. And a Hockey Game Broke Out: crime and punishment in NHL. *Economic Inquiry*, v.41, n.4, 2003.
- Hilbe, J.M. *Negative Binomial Model*. Cambridge University Press, 2008.
- Hirshleifer, J. *The Dark Side of the Force – Economic Foundations of Conflict Theory*. Cambridge University Press, 2001.
- Jewell, R. T. *Violence and Agression in Sporting Contests – Economic, History and Policy*. Springer Verlag, 198 p, 2011.
- Késenne, S. *The Economic Theory of Professional Team Sports – An Analytical Treatment*. Edward Elgar, 2nd edition, 189p, 2014.
- McCormick, R.E; Tollison, R.D. Crime on Court. *Journal of Political Economy*, v.92, n.2, 1984.
- Mela, C.F.; Kopalle, P.K. The impact of collinearity on regression analysis: the asymmetric effect of negative and positive correlations. *Applied Economics*, v.34, 2002.
- Miguel, E.; Saiegh, S.M.; Satyanath, S. National Cultures and Soccer Violence. *NBER Working Paper Series*, wp 13968, 2008.
- Pollard, R.; Armatas, V. Factors affecting home advantage in football World Cup qualification. *International Journal of Performance Analysis of Sport*.
- Pyle, D.J. *Cortando os Custos do Crime: a economia do crime e da justiça criminal*. Instituto Liberal, 2000.
- Sah, R. Social Osmosis and Patterns of Crime. *Journal of Political Economy*, v.99, 1991.
- Stigler, G. The Optimum Enforcement of Laws. *Journal of Political Economy*, v.78, 1970.
- Stock, J.H. & Watson, M.W. *Introduction to Econometrics*. Pearson, 2012.
- Sutter, M.; Kocher, M.G. Favoritism of agents – The case of referees’ home bias. *Journal of Economic Psychology*, v.25, 461-469, 2004.
- Waldfogel, J. Criminal Sentences as Endogenous Taxes: are they “just” or “efficient”? *Journal of Law and Economics*, v.36, 1993.

Anexo I – VIF

Variable	VIF	1/VIF
goals	7.77	0.128628
goals2	6.57	0.15229
winner	1.84	0.543092
home	1.08	0.926396
perfor_bf	1.07	0.931388
attendance	1.07	0.934155
rodada	1.05	0.952419
weekend	1.03	0.972257
Mean VIF	2.69	

Anexo II – Regressões Estimadas para Razão de Chance (IRR)

Poisson

```
. poisson y goals weekend attendance winner home goals2 rodada perfor_bf , robust irr
```

```
Iteration 0:   log pseudolikelihood = -1398.4801
Iteration 1:   log pseudolikelihood = -1398.4801
```

```
Poisson regression              Number of obs   =          758
                                Wald chi2(8)      =          35.08
                                Prob > chi2       =          0.0000
Log pseudolikelihood = -1398.4801 Pseudo R2      =          0.0108
```

y	Robust		z	P> z	[95% Conf. Interval]	
	IRR	Std. Err.				
goals	1.128824	.058269	2.35	0.019	1.020206	1.249006
weekend	.9909114	.0449307	-0.20	0.840	.9066486	1.083005
attendance	1.000004	2.40e-06	1.83	0.068	.9999997	1.000009
winner	.9574027	.0551193	-0.76	0.450	.8552429	1.071766
home	.8469752	.0372765	-3.77	0.000	.7769771	.9232795
goals2	.9647763	.0123926	-2.79	0.005	.9407905	.9893736
rodada	1.003385	.0018704	1.81	0.070	.9997257	1.007058
perfor_bf	.9995115	.0010723	-0.46	0.649	.997412	1.001615
_cons	2.637643	.2013449	12.71	0.000	2.271117	3.063322

Binomial Negativo

```
. nbreg y goals weekend attendance winner home goals2 rodada perfor_bf , robust irr
```

Fitting Poisson model:

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -1398.4801
Iteration 1: log pseudolikelihood = -1398.4801
```

Fitting constant-only model:

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -1656.8901
Iteration 1: log pseudolikelihood = -1413.7485
Iteration 2: log pseudolikelihood = -1413.7485
```

Fitting full model:

```
Iteration 0: log pseudolikelihood = -1398.537
Iteration 1: log pseudolikelihood = -1398.4801
Iteration 2: log pseudolikelihood = -1398.4801
```

```
Negative binomial regression      Number of obs   =      758
Dispersion      = mean           Wald chi2(8)    =      35.08
Log pseudolikelihood = -1398.4801 Prob > chi2      =      0.0000
```

y	IRR	Robust Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
goals	1.128824	.058269	2.35	0.019	1.020206	1.249006
weekend	.9909114	.0449307	-0.20	0.840	.9066486	1.083005
attendance	1.000004	2.40e-06	1.83	0.068	.9999997	1.000009
winner	.9574027	.0551193	-0.76	0.450	.8552429	1.071766
home	.8469752	.0372765	-3.77	0.000	.7769771	.9232795
goals2	.9647762	.0123926	-2.79	0.005	.9407904	.9893736
rodada	1.003385	.0018704	1.81	0.070	.9997257	1.007058
perfor_bf	.9995115	.0010723	-0.46	0.649	.997412	1.001615
_cons	2.637643	.2013449	12.71	0.000	2.271117	3.063322
/lnalpha	-26.14298	.			.	.
alpha	4.43e-12	.			.	.

Poisson – Efeitos Fixos

```
. xtpoisson y goals weekend attendance winner home goals2 rodada perfor_bf , fe irr
```

```
Iteration 0: log likelihood = -1330.5946
Iteration 1: log likelihood = -1315.3709
Iteration 2: log likelihood = -1315.3201
Iteration 3: log likelihood = -1315.3201
```

```
Conditional fixed-effects Poisson regression      Number of obs   =      758
Group variable: cod                             Number of groups =      20
```

```
Obs per group: min =      37
                avg =     37.9
                max =      38
```

```
Wald chi2(8) =      30.27
Log likelihood = -1315.3201 Prob > chi2 =      0.0002
```

y	IRR	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
goals	1.133579	.064401	2.21	0.027	1.014129	1.267098
weekend	.989923	.047194	-0.21	0.832	.9016145	1.086881
attendance	1.000005	2.61e-06	1.78	0.075	.9999995	1.000001
winner	.9588421	.0593786	-0.68	0.497	.8492476	1.08258
home	.8433504	.0383261	-3.75	0.000	.7714808	.9219153
goals2	.9644963	.0146566	-2.38	0.017	.9361934	.9936549
rodada	1.003486	.0020647	1.69	0.091	.9994475	1.007541
perfor_bf	.998902	.0018472	-0.59	0.552	.9952881	1.002529

Binomial Negativo – Efeitos Fixos

```
. xtnbreg y goals weekend attendance winner home goals2 rodada perfor_bf , fe irr
```

```
Iteration 0: log likelihood = -1406.3444
Iteration 1: log likelihood = -1319.1472
Iteration 2: log likelihood = -1316.1883
Iteration 3: log likelihood = -1315.494
Iteration 4: log likelihood = -1315.361
Iteration 5: log likelihood = -1315.3294
Iteration 6: log likelihood = -1315.322
Iteration 7: log likelihood = -1315.3204
Iteration 8: log likelihood = -1315.3201
Iteration 9: log likelihood = -1315.3201
Iteration 10: log likelihood = -1315.3201 (not concave)
Iteration 11: log likelihood = -1315.32
```

```
Conditional FE negative binomial regression      Number of obs      =      758
Group variable: cod                             Number of groups   =       20

Obs per group: min =       37
                  avg =      37.9
                  max =       38

Wald chi2(8)      =      30.27
Prob > chi2       =      0.0002

Log likelihood    =     -1315.32
```

y	IRR	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
goals	1.133579	.064401	2.21	0.027	1.014129	1.267098
weekend	.989923	.047194	-0.21	0.832	.9016145	1.086881
attendance	1.000005	2.61e-06	1.78	0.075	.9999995	1.000001
winner	.9588421	.0593786	-0.68	0.497	.8492476	1.08258
home	.8433504	.0383261	-3.75	0.000	.7714808	.9219153
goals2	.9644963	.0146566	-2.38	0.017	.9361934	.9936549
rodada	1.003486	.0020647	1.69	0.091	.9994475	1.007541
perfor_bf	.998902	.0018472	-0.59	0.552	.9952881	1.002529
_cons	4.83e+07	3.08e+10	0.03	0.978	0	.