

DISCIPLINA: Comércio Eletrônico

PERÍODO: 2012.1

SEMANA 05: Sistemas de Recomendação e Sistemas de Combinação Social

Identidade do Usuário

Considerando a visão da psicologia clássica, "Identidade" é definida pela autoconsciência/visão que cada pessoa possui de si mesma. Já na Psicologia Social e Sociologia, a "Identidade" é dada pela forma em que cada pessoa é percebida pelos olhos da sociedade (CAZELLA et al, 2010).

Do ponto de vista dos pesquisadores da Teoria da Personalidade, o desenvolvimento da Identidade é consideravelmente influenciado pela Personalidade. BOYD (2002) cita dois aspectos diferentes da identidade: a noção internalizada do "eu" (Identidade Interna) e a versão projetada da internalização do "eu" (Identidade Social). Seguindo essa linha, ERIKSON (1980), por sua vez, acredita que identidade (EGO) tem uma representação pessoal interna (Identidade Interna) bem como uma representação social (Identidade Social).

DONATH (1999) explica que no mundo virtual onde não há presença física e, conseqüentemente, não há percepção de características sutis da identidade, várias pistas que possivelmente apontariam preferências, comportamentos, habilidades sociais, entre outras, são ausentes, ao contrário do que ocorre na realidade.

Tendo em vista que a identidade é um canal importante onde as características objetivas e subjetivas das pessoas emergem, denomina-se de fundamental importância seu uso em Sistemas de Recomendação, no sentido de prover pistas sobre os futuros comportamentos e anseios dos usuários, por exemplo, em um dado ambiente onde a personalização se faz eficaz (CAZELLA et al, 2010).

Considerando aspectos técnicos, em Ciência da Computação, a tecnologia utilizada para formalização da identidade em um determinado ambiente computacional é

dada pelo uso de Perfil/Modelo do Usuário (Identidade Interna) e Reputação do Usuário (Identidade Social).

Perfil do Usuário

DONATH (1999) afirma que, para a formação eficiente de uma Identidade Virtual, é importante que o usuário tenha definida sua Identidade Interna e sua Identidade Social. No mundo virtual, a Identidade Interna do usuário é definida por ele próprio, similar ao mundo real (Algumas vezes, também é descoberta através de técnicas de *Machine Learning*, enquanto que a Identidade Social é definida pelos outros membros do ambiente virtual). A identidade interna e a identidade social são salvas no Perfil do Usuário.

Os Perfis de Usuários são conceitos aproximados, que representam o interesse do usuário com relação a vários assuntos em um momento particular. Cada termo que um perfil de usuário expressa é, num certo grau, característica de um usuário particular incluindo todas as informações diretamente solicitadas a ele e aprendidas, de maneira implícita, durante sua interação na web (CARREIRA et al, 2004). Fisicamente, o perfil do usuário pode ser visto como uma base de dados onde a informação sobre o usuário, incluindo seus interesses e preferências, é armazenada e pode ser mantida dinamicamente (ROUSSEAU et al, 2004; POO et al, 2003).

Na web encontram-se inúmeros tipos de perfis de usuário com diferentes graus de complexidade. Eles são desenvolvidos no contexto de *e-commerce*, *e-learning* e *e-community*, por exemplo.

Geração e Manutenção do Perfil de Usuário

A tarefa de personalização de um sistema requer que se possa identificar o usuário no momento em que este acessa o sistema. Segundo CAZELLA et al (2010), na web, duas das formas mais habituais de identificação de usuário são:

- ✓ Identificação no servidor: normalmente disponibiliza ao usuário uma área de cadastro com informações pessoais, tais como: nome, data de nascimento, sexo, endereço e outros. Além disso, solicita obrigatoriamente um *login* e senha. Estas informações ficam armazenadas em um banco de dados no servidor. Sempre que

o usuário acessar o sistema, ele poderá fazer sua identificação/autenticação informando seu *login* anteriormente cadastrado. Este mecanismo permite que o website identifique com mais precisão o usuário que nele se conecta.

- ✓ Identificação no cliente: utiliza normalmente cookies, um mecanismo pelo qual um website consegue identificar que determinado computador está se conectando mais uma vez a ele. Este método assume que a máquina conectada é utilizada sempre pela mesma pessoa. Logo, ao identificar a máquina, o website está na realidade identificando seu usuário. Trata-se de um mecanismo mais simples do que a identificação através do servidor, porém menos confiável, principalmente se o computador identificado for utilizado por mais de uma pessoa.

Após a identificação do usuário, torna-se possível a coleta de dados sobre este de forma implícita ou explícita, permitindo assim a geração e manutenção de seu perfil. Na modalidade de coleta explícita (também conhecida como personalização), o usuário indica, de maneira espontânea, o que lhe é relevante.

Enquanto isso, na modalidade implícita, através de ações do usuário infere-se informações sobre suas necessidades e preferências. Por exemplo, dados de navegação do usuário são armazenados (páginas consultadas, produtos visualizados e outros) possibilitando a detecção de que ele se interessa por determinados assuntos.

Por meio desta técnica, torna-se possível conhecer melhor a preferência dos usuários sem que eles tenham que fornecer informações de maneira explícita e, em seguida, utilizam-se estes dados para fazer recomendações.

Estratégias de Recomendação

À priori, os principais objetivos dos Sistemas de Recomendação eram a fidelidade e o consequente aumento da lucratividade das empresas. Diferentes estratégias podem ser utilizadas para personalizar ofertas para um usuário, cada uma exigindo um grau de complexidade distinto no tratamento de informações coletadas CAZELLA et al (2010). As estratégias mais utilizadas são descritas a seguir.

Reputação do Produto

Uma das estratégias mais comuns em Sistemas de Recomendação é baseada no uso das avaliações dos usuários para estabelecer a reputação de um item ou produto. Após conhecer determinado item, por meio de consulta ou aquisição, o usuário tem a possibilidade de avaliá-lo. É muito comum vermos as opiniões de usuários na forma de ícones dispostos ao lado do item visualizado.

As avaliações dos usuários são muito úteis para assegurar aos outros consumidores da qualidade e utilidade dos produtos comercializados. Porém, para que um sistema possa funcionar corretamente, com base nos comentários do usuário, é preciso que haja veracidade das opiniões fornecidas. Alguns sistemas propõem mecanismos para incentivar os usuários a contribuir com opiniões verídicas, através de brindes, bônus, entre outros. Tendo em vista o processo de implementação, este também é um mecanismo fácil de implementar, na medida em que não exige nenhum tipo de dispositivo com maiores capacidades de análise de dados. Basta armazenar e disponibilizar as avaliações de usuários sobre os itens tratados, e apresentar estas opiniões no momento apropriado (CAZELLA et al, 2010).

Recomendação por Associação

Este tipo de recomendação é realizado através de técnicas, que têm como objetivo encontrar, em uma base de dados, associações entre itens avaliados por usuários (comprados, lidos e outros). Constitui-se em outro tipo de recomendação muito comum em websites de comércio eletrônico. Este tipo de recomendação, chamado de recomendação por associação, representa a forma mais complexa de recomendação. Ela exige uma análise mais profunda dos hábitos do usuário para a identificação de padrões e recomendação de itens com base nestes padrões.

Associação por Conteúdo

Existe também a possibilidade de fazer recomendações com base no conteúdo de determinado item, por exemplo, um autor, um compositor, um editor, entre outros. Para que este tipo de recomendação seja possível, é necessário que se encontrem associações

num escopo mais restrito. Por exemplo, determinado livro contém assuntos que são relacionados a assuntos contidos em outras obras.

Análise de Sequência de Ações

As seqüências são tipos importantes de dados que podem ocorrer com frequência em diferentes domínios, como por exemplo, na medicina, negócios, segurança dentre outros. Na web, seqüências podem ser utilizadas para capturar o comportamento de usuários por meio de históricos de atividade temporal, como em *weblogs* e histórico de compras de clientes (DONG e PEI, 2007). As informações encontradas nestas seqüências temporais podem ser aplicadas às identificações de padrões de navegação e consumo, que em seguida podem servir aos aplicativos que realizam recomendações.

Certos algoritmos funcionam no sentido de agrupar as seqüências de ações em clusters como forma de identificar e representar os padrões de comportamentos encontrados nos dados. Por exemplo, DEMIR et al (2007) representam padrões de seqüências em grafos não direcionados e utilizam algoritmos evolucionários com múltiplos objetivos no processo de clusterização.

Comparando-a à recomendação por associação, a análise de seqüências possibilita a descoberta de padrões, que consideram a variável tempo, levando em conta a ordem com que determinadas ações acontecem. Em virtude do tipo de aplicação ou problema que deve ser resolvido, tal característica pode ser relevante ou não.

Técnicas de Recomendação

Segundo CAZELLA et al (2010), várias técnicas têm surgido visando à identificação de padrões de comportamento (consumo, pesquisa e outros) e utilização destes padrões na personalização do relacionamento com os usuários. Estas técnicas fundamentam o funcionamento dos Sistemas de Recomendação e são apresentadas abaixo.

Filtragem de Informação

Não é recente a demanda por tecnologias de filtragem de informação (LOEB e TERRY, 1992). Os autores já citavam a preocupação no que se refere à quantidade de

informação que estava sendo gerada pelos diversos tipos de sistemas e sendo recebidas pelos usuários. Eles destacavam que toda a atenção estava concentrada na geração da informação para suprir as necessidades do usuário. Destacavam ainda que era imprescindível atentar ao recebimento da informação, ao controle dos processos de recuperação e à filtragem da informação, de forma que a pessoa que deveria fazer o seu uso fosse alcançada.

Ao contrário da recuperação, a filtragem propõe uma abordagem distinta (FOLTZ e DUMAIS, 1992). Tal abordagem geralmente mantém um perfil dos interesses do usuário, tendo como característica um maior tempo de duração no que tange ao casamento de interesses. Assim sendo, a filtragem não se refere ao momento, mas sim às preferências, enquanto que a recuperação refere-se à percepção de uma necessidade do momento. Recomenda-se que esta filtragem seja aplicada a cada novo item adicionado, procurando verificar se este atende às expectativas do usuário são atendidas.

Filtragem Baseada em Conteúdo

De acordo com HERLOCKER (2000), há muitos anos os cientistas têm direcionado seus esforços no sentido de minimizar o problema ocasionado em decorrência da sobrecarga de informações através de projetos, que integram tecnologias automatizadas de reconhecimento e categorização das informações. Alguns aplicativos funcionam na geração de descrições dos conteúdos dos itens e na comparação destas descrições com os interesses dos usuários, no intuito de verificar se o item é ou não relevante para cada um. Esta técnica é chamada de filtragem baseada em conteúdo, pois realiza uma seleção com base na análise de conteúdo dos itens e no perfil do usuário que receberá a recomendação (ANSARI et al, 2000).

A técnica de recomendação baseada em conteúdo foi originada na área de recuperação de informação. Em virtude dos significativos avanços feitos pelas comunidades de filtragem de informação e filtragem de conteúdo, muitos aplicativos baseados em filtragem de conteúdo focam na recomendação de itens com informações textuais, como documentos e websites. As melhorias obtidas, com relação aos sistemas tradicionais de recuperação de informação, foram possíveis através do uso do perfil do usuário, que representa suas preferências e anseios.

As informações relacionadas ao perfil do usuário podem ser obtidas pelo próprio usuário, como uma consulta realizada por ele, ou coletadas através do conteúdo dos itens

que o usuário consome. Uma técnica muito comum neste tipo de abordagem é a indexação de frequência de termos (*term frequency indexing*). Neste tipo de indexação, as informações dos documentos e necessidades dos usuários são descritas como vetores, com uma dimensão para cada palavra que ocorre na base de dados. Cada componente do vetor é a frequência em que a respectiva palavra ocorre em um documento ou na consulta do usuário. Neste contexto, os vetores dos documentos que estão próximos aos vetores de consulta são considerados os mais importantes para ele (CAZELLA et al, 2010).

Desta maneira, a filtragem baseada em conteúdo fundamenta-se na idéia de que os usuários tendem a interessar-se por itens similares aos que demonstraram interesse em um momento anterior, definindo então, o quanto os itens são similares (HERLOCKER, 2000). Em determinados casos, pode haver maior dificuldade para estabelecer esta similaridade. No sentido de estabelecer a similaridade entre itens como roupas e brinquedos, por exemplo, seria necessária a identificação dos atributos dos itens a serem comparados (peso, preço, marca, etc.). Para os casos em que estes itens sejam artigos (ou documentos), este processo de comparação pode ser facilitado, pois documentos podem ser considerados similares se compartilharem termos em comum. Assim sendo, a filtragem baseada em conteúdo é mais indicada para tarefas de recomendação de itens de texto, onde o conteúdo é geralmente descrito por meio de palavras-chave. O Sistema "FAB" é um exemplo de sistema de recomendação que realiza a recomendação de páginas para os seus usuários (BALABANOVIC e SHOHAM, 1997).

Outros exemplos de filtragem baseada em conteúdo são os sistemas de recuperação booleanos, onde a consulta é um conjunto de palavras-chave combinadas com operadores booleanos; os sistemas de filtragem probabilística, onde o raciocínio probabilístico é utilizado para determinar a probabilidade que um documento possui de atender as necessidades de informação de um usuário; e linguagem natural (HERLOCKER, 2000).

Tendo em vista que os Sistemas de Recomendação baseados em conteúdo podem recomendar itens similares a itens que o usuário gostou anteriormente, vários itens são comparados com itens que foram avaliados de maneira positiva, resultando na recomendação dos mais similares a estes. O perfil é obtido através de uma análise do conteúdo dos itens previamente avaliados pelo usuário, utilizando técnicas de recuperação de informações.

ADOMAVICIUS e TUZHILIN (2005) explica que a abordagem baseada em conteúdo tem as seguintes limitações:

- ✓ **Análise de conteúdo é limitada:** o conteúdo de dados pouco estruturados é difícil de ser analisado. A aplicação da filtragem baseada em conteúdo para extração e análise de conteúdo multimídia (vídeo, som), por exemplo, é muito mais complexa do que a extração e análise de documentos textuais. Outro problema relativo à análise de conteúdo textual, é que os sistemas baseados em filtragem de conteúdo não conseguem distinguir um artigo bem escrito de um artigo mal escrito, caso eles utilizem termos parecidos.
- ✓ **Super especialização:** quando o Sistema de Recomendação pode sugerir apenas itens similares a itens avaliados positivamente, pode ocorrer a super especialização. Neste caso, os itens que não sejam compatíveis com o perfil do usuário não serão mostrados.

Filtragem Colaborativa

A concepção da abordagem de filtragem colaborativa serviu para atender pontos que estavam sendo tratados na técnica de filtragem baseada em conteúdo (HERLOCKER, 2000; ANSARI et al, 2000). A Filtragem Colaborativa se diferencia da filtragem baseada em conteúdo à medida que não exige o entendimento ou reconhecimento do conteúdo relacionado aos itens que podem ser recomendados.

A troca de experiências entre as pessoas que possuem interesses comuns é a essência dos sistemas colaborativos. Nestes sistemas, os itens são filtrados com base nas avaliações realizadas por seus usuários.

HERLOCKER (2000) afirma que os primeiros aplicativos a utilizarem a filtragem colaborativa necessitavam de usuários para especificar o relacionamento de predição entre suas opiniões ou, de modo explícito, indicar os itens de interesse. No entanto, em seguida, estes sistemas automatizaram todo o procedimento através da coleta das pontuações dos itens, realizadas pelos usuários. Um usuário de um sistema de filtragem colaborativa deve, portanto, pontuar cada item experimentado, indicando o quanto este item se aproxima de sua necessidade de informação. A coleta destas pontuações é realizada para grupos de pessoas, permitindo que cada usuário seja beneficiado pelas pontuações (experiências) apresentadas por outros usuários que fazem parte de dado grupo.

Os sistemas de filtragem colaborativa simples colocam para o usuário uma média de pontuações para cada item que possa interessar ao usuário. Esta pontuação possibilita a descoberta de itens que são considerados de interesse pelo grupo, bem como a rejeição dos itens que são considerados de pouco interesse. Aplicativos mais avançados descobrem, de maneira automática, relações entre usuários (vizinhos mais próximos), baseado na descoberta de padrões comuns de comportamento. O sistema de recomendação de filmes "MovieLens" é um exemplo de ambiente baseado em filtragem colaborativa (GOOD et al, 1999). Neste aplicativo, o usuário insere pontuações para filmes que tenha visto e o sistema utiliza estas pontuações para identificar pessoas com gostos similares. Desta maneira, o sistema realiza a recomendação de filmes pelos quais indivíduos com gostos semelhantes se interessariam, mas ainda não foram assistidos.

A técnica de filtragem colaborativa apresenta alguns diferenciais como, por exemplo, a possibilidade de apresentar aos usuários recomendações não esperadas. Os usuários poderiam receber recomendações de itens que não estavam sendo pesquisados de maneira ativa. Outra relevante contribuição dos sistemas de filtragem colaborativa está relacionada à possibilidade de formação de comunidades de usuários, por meio da identificação de suas preferências e interesses em comum.

Filtragem Híbrida

A técnica de filtragem híbrida trabalha a combinação dos pontos fortes da filtragem colaborativa e da filtragem baseada em conteúdo, no sentido de criar um sistema que possa atender, da melhor maneira, às expectativas dos seus usuários (HERLOCKER, 2000; ANSARI et al, 2000).

CAZELLA et al (2010) comentam que essa abordagem é constituída de vantagens apresentadas pela filtragem baseada em conteúdo, como também, pela filtragem colaborativa, utilizando as melhores características das duas técnicas e eliminando os pontos fracos de cada uma.

Sistemas de Combinação Social

Os Sistemas de Recomendação são definidos como sistemas que promovem a recomendação de produtos e serviços bem como de pessoas. A Recomendação de

entidades humanas deu origem a um tipo especial de Sistema de Recomendação intitulado de Sistema de Combinação Social.

TERVEEN e HILL (2001) explicam que a recomendação é um recurso que auxilia usuários a fazer escolhas dentre uma gama de possibilidades, atuando como uma espécie de filtro. Em geral, uma recomendação é originada com base nas preferências/características do produto, serviço ou pessoa a ser recomendada, levando em conta também as características daquele que solicitou a recomendação. Os aspectos sociais no processo de recomendação são considerados por Terveen e Hill, o que evidencia a característica particular dos Sistemas de Combinação Social.

Em virtude dos Sistemas de Recomendação terem demonstrado um crescente interesse em elementos sociais, os pesquisadores decidiram denominar esse tipo especial de sistema de recomendação que permite recomendar pessoas a pessoas. Essa nova abordagem permite a construção explícita de links entre pessoas que apresentam as mesmas preferências/características, levando em consideração que as pessoas são provedoras de serviços em potencial.

TERVEEN e McDONALD (2005) apresentaram o termo "Sistemas de Combinação Social", com o objetivo de definir os Sistemas de Recomendação capazes de recomendar pessoas às outras ao invés de apenas recomendar informações, produtos ou serviços. Essa caracterização diferenciada foi feita baseada na complexidade do ser humano, o que torna mais difícil a sua definição, conceitualização e categorização, se comparado às informações, produtos e serviços. Desta maneira, subtende-se que a recomendação também será muito mais complexa e detalhada. Nos Sistemas de Combinação Social, o perfil do usuário é descrito de maneira cuidadosa e é efetivamente mais complexo do que o modelo usado tradicionalmente nas formas mais comuns dos Sistemas de Recomendação. Isto ilustra o fato de que, por exemplo, as informações demográficas, preferências e competências não são os únicos componentes do perfil do usuário. Neste contexto ainda são incluídas algumas informações mais complexas, tais como, informações sobre aspectos psicossociais da identidade do usuário, aspectos de personalidade, aspectos emocionais, familiaridade, aspectos sociais, entre outros.

Considerando o modelo inicial proposto pelos autores supracitados, a combinação deveria incluir regras de atração interpessoal, amizade, compatibilidade conjugal e composição de grupo. Sistemas de Combinação Social foram classificados por TERVEEN e McDONALD (2005) como:

- ✓ Os Sistemas de Recomendação Social por Necessidade de Informação: são sistemas capazes de estabelecer relações entre pessoas, levando em conta o seu relacionamento social e uma informação requerida. Esses sistemas fazem uso de perfis de usuário baseados em duas características: especialidade do usuário e relações sociais do usuário.
- ✓ Os Sistemas de Informação com Combinação Social Implícita: são sistemas que trabalham, principalmente, com a categorização das informações de grandes espaços navegacionais. Este tipo de sistema capacita o reconhecimento de quem postou a mensagem, tornando implicitamente possível encontrar alguém capaz de ajudar o usuário em um dado campo de conhecimento.
- ✓ Os Sistemas de Combinação Social Oportunista: são sistemas que combinam usuários levando em consideração a oportunidade em um dado momento, geralmente considerando os interesses que estes têm em comum.
- ✓ Outras abordagens relacionadas são pesquisas em áreas correlatas usadas em Sistemas de Combinação Social, tais como: Recomendação de Grupos, Comunidades Online, Sistemas de Presença, Visualização Social, Navegação Social e Modelagem de Usuários (CAZELLA et al, 2010).

Adaptado de:

FEITOSA, Douglas de Lima (2011), **Um modelo computacional de combinação social aplicado ao processo de planejamento de orientadores em ambientes virtuais de aprendizagem**. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Alagoas.

Referências

ADOMAVICIUS, G. e TUZHILIN, A. **Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions**. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering pp. 734–749, 2005.

- ANSARI, A., ESSEGAIER, S. e KOHLI, R. Internet recommendation systems. **Journal of Marketing Research**, pp. 363–375, 2000.
- BALABANOVIC, M. e SHOHAM, Y. Fab: content-based, collaborative recommendation. **Communications of the ACM**, pp. 66–72, 1997.
- BOYD, D. **Faceted id/entity**: managing representation in a digital world. Master's thesis, University of Cambridge, 2002.
- CARREIRA, R., CRATO, J., GONÇALVES, D. e JORGE, J. A. **Evaluating adaptive user profiles for news classification**. In: Proceedings of the 9th International conference on Intelligent user interfaces, pp. 206–212, 2004.
- CAZELLA, S. C; NUNES, M. A. S. N; REATEGUI, E. A Ciência da Opinião: Estado da Arte em Sistemas de Recomendação. In: CARVALHO, A. P. de L. F. de C; KOWALTOWSKI, T. (Org). **Atualizações em Informática**. Rio de Janeiro: PucRIO, p. 161-216, 2010.
- DEMIR, G. N., UYAR, A. S. e OGUDUCU, S. G. **Graph-based sequence clustering through multiobjective evolutionary algorithms for web recommender systems**. In: Proceedings of the 9th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, 2007.
- DONATH, J. **Identity and deception in the virtual community**. Communities in Cyberspace, pp. 29–59, 1999.
- DONG, G. e PEI, J. **Sequence data mining**. Springer, 2007.
- ERIKSON, E. H. **Identity and the Life Cycle**. Norton, 1980.
- FOLTZ, P. W. e DUMAIS, S. T. Personalized information delivery: an analysis of information filtering methods. **Communications of the ACM**, pp. 51–60, 1992.
- GOOD, N., SCHAFFER, J. B., KONSTAN, J. A., BORCHERS, A., SARWAR, B., HERLOCKER, J. e RIEDL, J. **Combining collaborative filtering with personal agents for better recommendations**. In: Proceedings of AAAI, pp. 439–446, 1999.
- HERLOCKER, J. L. **Understanding and Improving Automated Collaborative Filtering Systems**. PhD thesis, University of Minnesota, 2000.
- LOEB, S. e TERRY, D. Information filtering. **Comunications of ACM**, p. 26, 1992.
- POO, D., CHING, B. e GOH, J. **A hybrid approach for user profiling**. In: Proceedings of the 36th Annual Hawaii International Conference on System Sciences, 2003.
- ROUSSEAU, B., BROWN, P., MALONE, P., FOSTER, P. e MENDIS, V. **Personalised resource discovery searching over multiple repository types: using user and information provider profiling**. In: Proceedings of ICEIS, pp. 35–43, 2004.

TERVEEN, L. e HILL, W. **Human-Computer Collaboration in Recommender Systems**. Addison Wesley, 2001.

TERVEEN, L., HILL, W., AMENTO, B., McDONALD, D. e CRETER, J. Phoaks: a system for sharing recommendations. **Communications of the ACM**, pp. 59–62, 1997.

TERVEEN, L. e McDONALD, D. W. Social matching: A framework and research agenda. **ACM Transactions Computer-Human Interaction**, pp. 401–434, 2005.

Comércio Eletrônico

Este trabalho está licenciado sob uma Licença Creative Commons Atribuição 4.0 Internacional. Para ver uma cópia desta licença, visite <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.

Comércio Eletrônico