




PREDICTING MOTIVATION AND INTENTION TO PARTICIPATE AND RECOMMEND FOOD & DRINK GROUPS ON FACEBOOK VIA EWOM: A DEEP INVESTIGATION BASED ON THE ANN ANALYSIS¹

 **Laís Mitsue Simokomaki Souza**
Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP)
Osasco – SP - Brazil
lais.mitsue.simo@gmail.com

 **Luis Hernan Contreras Pinochet**
Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP)
Osasco – SP - Brazil
luis.hernan@unifesp.br

 **Vanessa Itacaramby Pardim**
Universidade Nove de Julho (UNINOVE)
Universidade de São Paulo (USP)
São Paulo SP – Brazil
vanessa.itacaramby@usp.br

Objective: Using an ANN-based analysis, this research aims to predict motivation and intention to participate and recommend Food & Drink groups on Facebook.

Method: Data were collected from 345 individuals who participated in at least one Food & Drink related group. For data analysis, the non-linear method of ANN was used to predict occurrences within the same sample. Using this prediction method to test the theoretical model proposed, using scales adapted for the study, is relevant to the research.

Originality/Relevance: Given the importance of the eWOM theme in social networks, being one of the prominent themes in the area, this study evolves the theme and contributes to expanding knowledge in non-linear methods.

Results: Based on model 1 reviews, ‘pleasure for helping’ (44.8%) is the most important predictor of ‘eWOM motivation’. Based on the analysis of model 2, the ‘sense of belonging’ (42.7%) is the most important for the intention to recommend via eWOM. In addition, model 1 and model 2 presented fair values and observations for their validation.

Theoretical/methodological contributions: A theoretical model was fitted using scales adapted for the study. With that, a survey was carried out and based on the results obtained in the sample, an approach of the ANN method was used.

Social/Management Contributions: This study helps participants, administrators, moderators, and others interested in Facebook Food and Drink groups understand how they work and take advantage of the information exchanged to design strategies that meet the needs of the community.

Keywords: eWOM. Motivation. Intention to recommend. Groups on Facebook. Artificial Neural Networks.

How to cite the article

American Psychological Association (APA)

Souza, L. M. S., Pinochet, L. H. C., & Pardim, V. I. (2023, Oct./Dec.). Predicting motivation and intention to participate and recommend Food & Drink groups on Facebook via eWOM: a deep investigation based on the ANN analysis. *Brazilian Journal of Marketing*, 22(5), 1888-1920. <https://doi.org/10.5585/remark.v22i5.23229>

¹ Este artigo foi apresentado como um Fast Track no X SINGEP (Simpósio Internacional de Gestão, Projetos, Inovação e Sustentabilidade), ocorrido de 26 a 28 de outubro de 2022.



Introduction

With the advancement of technology and the spread of the internet, the online environment has become an unlimited space for communication, making it possible to connect with people from all over the world, anytime and anywhere. With this, users join virtual communities to exchange information, experiences, and ideas and discuss topics of common interest, all quickly and easily (Pi et al., 2013; Tobon & Garcia-Madariaga, 2021).

Virtual communities are characterized by the online gathering of individuals who frequently interact, communicate, and exchange information of common interest (Fisher, 2019). It is a new form of association, no longer based on close ties, but on cooperation and exchange of information, knowledge, and collective interests, with the possibility of expanding their networks, even if deprived of physical contact between the participating individuals. Virtual communities allow individuals to branch easily, be transitory, and be independent of time and space.

Virtual communities stand out for bringing together people, probably unknown, who come together for a common goal or interest, with the possibility of forming online social groups. Such groups can be formed on social networks, such as Facebook, Twitter, or Instagram (Guidi et al., 2020). One of the main points is that the group approach is user-centered in which individuals generally gather based on their interests. Furthermore, the characteristics of social groups based on online content are still little known (Deldjoo, 2020; Rothschild & Aharony, 2022; Wang et al., 2020; Zhuang et al., 2023). Identifying recurring patterns in online communities is an important challenge that can reveal information about the structure of the social network and patterns of interactions, trending topics, and so on (Michienzi, 2021).

As the third most used social network, Facebook has 130 million users, most of whom access the network through their cell phones (We are social & Hootsuite, 2021). One of the widely used features of the platform is groups, which users can create to discuss anything of common interest with the people who participate. As in the offline world, individuals participate in groups for various reasons, such as meeting people online, looking for jobs, sharing common hobbies, and buying and selling products (Guidi et al., 2020).

Previous research has analyzed that the social media sharing culture is the most significant factor that promotes the willingness of Facebook Group users to share knowledge (Moser et al., 2017; Pi et al., 2013). In addition, users' perception is that for purchases and sales, groups are easy to use, convenient, and more reliable than other online buying and selling platforms.

When participating in a particular group, members effectively feel part of it and share a common goal with others (Pi et al., 2013), in addition to feeling satisfied and wanting to share information about the group with other acquaintances, including inviting them to participate, or even with other users on social networks, which can be seen as an eWOM recommendation from the groups. In a simplified way, eWOM (electronic Word of Mouth) is communication between consumers sharing experiences about a particular product, brand, or service online (Hennig-Thurau et al., 2004; Mukhopadhyay et al., 2022).

Studies have sought to identify the motivations for carrying out the eWOM (Cheung & Lee, 2012; Hennig-Thurau et al., 2004; Hussain et al., 2017; Jeong & Jang, 2011; Sundaram et al., 1998) and how online recommendation mechanisms promote the transmission and reception of opinions through eWOM (Pinochet et al., 2019). These factors influence eWOM behavior via social networks (Zhang et al., 2017; Mukhopadhyay et al., 2022) and, more specifically, the motivations for carrying out eWOM on Facebook (Serra & Soto-Sanfiel, 2014) and its consequent influence on consumer purchase intention (Erkan & Evans, 2016; Kudeshia & Kumar, 2017).

Considering the growing use of social networks, the importance of Facebook as one of the most used, and the relevance of Food & Drink groups on Facebook, in addition to the importance of the eWOM theme in social networks (Donthu et al., 2021; Rahaman et al., 2022) and the lack of more specific studies on the intention to recommend via eWOM of Facebook groups, it is necessary to develop studies that involve the significant dimensions for the intention to recommend via eWOM of Food & Drink groups on Facebook.

Therefore, this research aims to predict motivation and intention to participate and recommend Food & Drink groups on Facebook, using an ANN-based analysis, including the interaction between participants.

The present work has the specific objectives of proposing a theoretical model to contribute to understanding the intention to recommend via eWOM among the group participants of Food & Drinks groups on Facebook and to identify which of the factors - information quality (Chang et al., 2017; Chen) & Cheng, 2009; Chi, 2018; Shah et al., 2020), reciprocity (Carvalho, 2015; Kankanhalli et al., 2005; Wasko & Faraj, 2005), pleasure for helping (Carvalho, 2015; Wasko & Faraj, 2005), and sense of belonging (Algesheimer et al., 2005; Carvalho, 2015; Ellison & Boyd, 2008) – is the most significant in leading to eWOM motivation and intention to recommend via eWOM.

The use of Artificial Neural Networks (ANNs) as a Machine Learning method in this study provides substantial contributions, as it is based on the structure of the human brain to model data and make predictions. This method can learn complex and nonlinear patterns, making it a promising method for the field of management. Linear methods such as PLS-SEM or CB-SEM are suitable for modeling linear relationships between variables. However, many relationships in management are nonlinear, and applying ANNs allows for better modeling ability, greater flexibility, and a lower risk of bias.

Theoretical foundation

Electronic Word of Mouth (eWOM)

With the development of new technologies and the spread of the internet, social networks have established themselves as widely used means of communication, even changing how people search, compare, and buy products and services (Mukhopadhyay et al., 2022). In this context, the old practice of recommending and talking about product returns among consumers with the popularization of social networks, emerging as a virtual version of word-of-mouth marketing (Hussain et al., 2017; Rosario et al., 2020; Serra & Soto-Sanfiel, 2014).

Online, consumers can either engage in positive eWOM when they have a positive experience with the product/service or company and share it with others or perform negative eWOM when they have an unsatisfactory experience and express negative opinions and complaints (Zhang et al., 2017). Even when there is no direct intention to recommend, any consumer opinion or online behavior regarding a product/service or company can be considered eWOM (Rosario et al., 2020; Rahaman et al., 2022).

Given the large amount of information online, the user must filter what suits him since the anonymity of the internet can generate uncertainties about that source, representing a limitation on the credibility of eWOM information. Therefore, the influence of eWOM depends on the characteristics of the information, such as quality, credibility, usefulness, and consumer behavior about information, such as the need for information (Erkan & Evans, 2016).

Unlike traditional word-of-mouth communication, Word of Mouth (WOM) can easily gain large dimensions and spread quickly and can happen in different ways, in different channels, and reach different people at different times. In addition, when placed on the internet, information can be available indefinitely and be easily accessed by several users (Cheung & Thadani, 2012). Thus, when eWOM occurs through social networks, it is classified as social

eWOM, in which a user's recommendation or opinion can influence friends, acquaintances, or potential consumers in that network (Kudeshia & Kumar, 2017).

Food & Drink Groups on Facebook

The creation of groups is one of the services offered by Facebook to its users, making it possible to interact and share information with people with common interests in a private space, different from what occurs in the sharing of the social network (Pi et al., 2013; Zhuang et al., 2023).

Any Facebook user can create groups. The creator will be given the administrator role of the group and can manage their settings. There are two privacy settings, namely: public, when anyone on or off Facebook can see what members post, comment, and share in the group, or private when only members can see posts, comments, and shares in the group. When set to private, admins can also select whether the group will be visible or hidden, e.g., whether anyone will be able to find the group or whether only group members can find it in search and elsewhere on Facebook (Guidi et al., 2020).

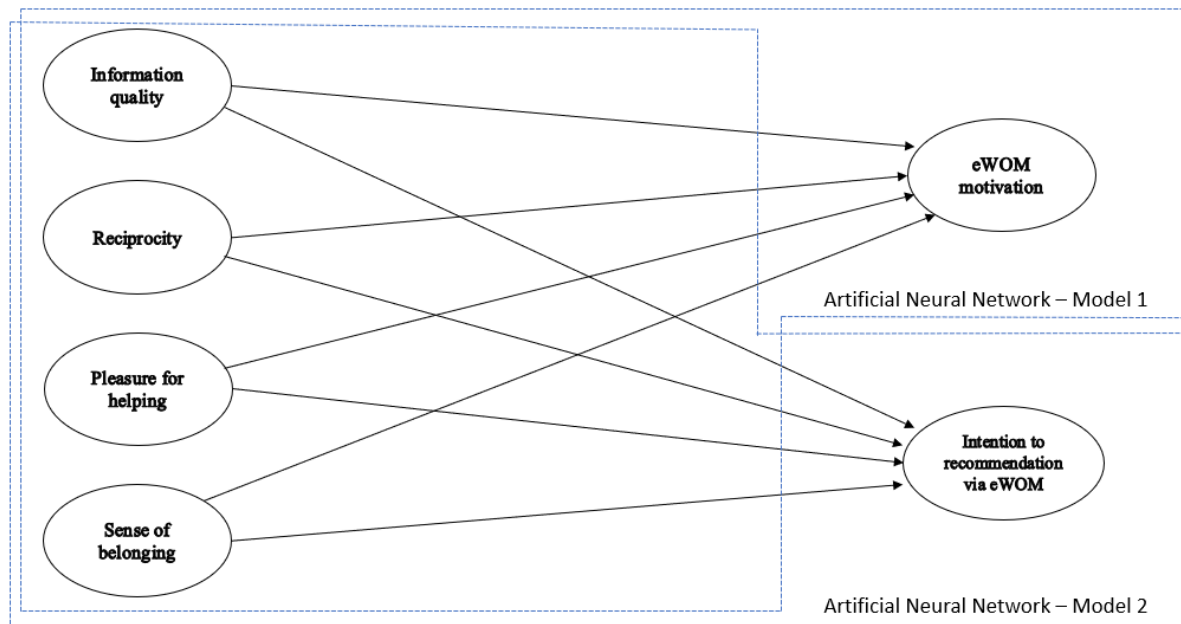
This research focuses on groups categorized as Food & Drink, where users get together to interact, exchange different experiences, share memes, and promote products and everything related to food or drinks, including specific groups for different interests within this category.

Conception of the theoretical model for application in artificial neural networks

To seek answers for this research, we developed a structural model containing the constructs we adapted for this context. This section presents the proposed theoretical model (Figure 1), developed from the theory described in the following subsections in their respective constructs. The seminal references followed the corresponding scales: information quality (Chang et al., 2017; Chen & Cheng, 2009; Chi, 2018; Shah et al., 2020), reciprocity (Carvalho, 2015; Kankanhalli et al., 2005; Wasko & Faraj, 2005), pleasure for helping (Carvalho, 2015; Wasko & Faraj, 2005), sense of belonging (Algesheimer et al., 2005; Carvalho, 2015; Ellison & Boyd, 2008), eWOM motivation (Hennig- Thurau et al., 2004; Jeong & Jang, 2011; Sundaram et al., 1998), and intention to recommend via eWOM (Chiang, 2018; Chiang et al., 2017).

Figure 1

Theoretical Model



Source: Prepared by the authors.

The structure of a neural network is composed of an input layer (independent variables) and an output layer (dependent variable). In this theoretical model, it was possible to find two artificial neural networks (ANN) to allow the separate test of two dependent variables (‘eWOM motivation’ and ‘Intention to recommend via eWOM’). In the literature, ‘eWOM motivation’ can often appear as a dependent variable in studies on communities in social networks (Hennig-Thurau et al., 2004; Jeong & Jang, 2011; Sundaram et al., 1998) as well as the intention to recommend via eWOM (Chiang, 2018; Chiang et al., 2017; Rahaman et al., 2022).

In this method, there are no pre-formulated hypotheses for causal relationships. As a result, there are verified measures of the level of importance of each independent variable. Therefore, it is a feature of the method (Leong et al., 2013; Liébana-Cabanillas et al., 2017).

Intention to recommend via eWOM (IR)

eWOM communication refers to any statement made in the online environment regarding a product, service, or company, which can be either positive or negative. These recommendations turn experienced individuals into reliable and influential sources of information, encouraging those still in the decision-making process (Chiang et al., 2017; Hennig-Thurau et al., 2004; Rahaman et al., 2022).

Consumers try to influence the purchase decisions of friends, acquaintances, and other potential consumers through their online recommendations, facilitating this decision process and, simultaneously, helping the company in its sales (Kudeshia & Kumar, 2017). Before making a purchase decision, consumers tend to seek online sources of recommendation, either through comments or experience reports, preferring information from sources that are considered more experienced (Yang, 2013).

In addition, consumers should filter the information in the recommendation considering its quality, whether it is only persuasive, speaking superficially about the product/service and being convincing about their opinion, or if it is complete, providing sufficient details and information.

Furthermore, as observed in previous studies, recommending to others reduces the tension caused by the consumption experience, allows the person to gain attention from others, shows knowledge, suggests status, suggests possession of privileged information and asserts superiority. In this sense, individuals will be more likely to share experiences and be confident to suggest or recommend something to others (Chiang et al., 2017; Hennig-Thurau et al., 2004).

eWOM motivation (MO)

The eWOM is characterized by the exchange of experiences, whether positive or negative, regarding a product, service, brand, or company, differing from WOM for taking place on the internet. The dimension of the virtual environment and the possibility of remaining anonymous raises the question of what would motivate individuals who do not know each other to help by sharing information and opinions online without guarantee of receiving something in return (Killian et al., 2016).

Given the proximity in the concepts of WOM and eWOM, one can consider the motivations to generate WOM applicable to eWOM. According to a previous study, it is possible to identify the main motivations for eWOM as concern for other consumers, expressing positive feelings, social benefits, and economic incentives. (Hennig-Thurau et al., 2004).

Similarly, other studies have found that the primary motivations for positive eWOM are altruism, involvement with the product, and the search for self-improvement, in addition to concern for other consumers, desire to express positive feelings, and willingness to help the company (Jeong & Jang, 2011; Sundaram et al., 1998).

However, some of these motivations can be seen as both positive and negative. For example, the individual may be motivated by his altruism to carry out positive eWOM and help other consumers by sharing their good experience with a specific service (Hu & Kim, 2018).

Information quality (IQ)

Information quality refers to the completeness, personalization, relevance, security, and comprehensibility of the content made available to those who consume it (Chi, 2018). Through the availability of accurate, current, complete, timely, and understandable information in the online environment, the quality of information can interfere with users' choices, making it possible to compare products or services, take better advantage of purchases, and choose the best options (Chang et al., 2017; Shah et al., 2020).

By using this scale, recent studies have sought to understand whether the quality of information is a determining factor in the perception of usefulness and ease of use of shopping sites through mobile devices (Chi, 2018). Additionally, analyzing whether the perception of the overall quality of a website affects purchase intention (Chang et al., 2017; Rahaman et al., 2022) and confirming that the quality of eWOM information is positively related to the usefulness of eWOM information is one of the key factors influencing consumer purchase intention (Erkan & Evans, 2016).

Therefore, the concept of information quality is placed as one of the dimensions of the quality of the service performed by the groups, considering that, in various ways, what the groups have to offer is mainly summarized in information. Thus, it is observed in the literature that service quality influences consumer involvement in eWOM behavior.

Reciprocity (RE)

Reciprocity is an intrinsic behavior of the individual to respond to a behavior that can be either positive when rewarding those who were kind to us or harmful when punishing those who were evil (Caliendo et al., 2012; Yang, 2019; Li, 2021).

Individuals maintain an ongoing exchange, giving back what they receive from others based on a mutual sense of obligation. A continuous contribution is ensured when there is strong reciprocity in a community, as individuals believe that their efforts to contribute knowledge will be rewarded when needed (Wasko & Faraj, 2005).

Previous studies have observed that reciprocity is one of the main reasons for carrying out positive eWOM and a significant motivator for the contribution of knowledge when there is no obligation to cooperate, for example, through group rules (Carvalho, 2015; Kankanhalli et al., 2005). It has also been previously observed that reciprocity influences recommending behavior in social networks (Cheung & Lee, 2012; Gharib et al., 2020).

Pleasure for helping (PH)

The pleasure of helping is related to altruism when people feel good about helping others and do not expect anything in return. Therefore, the pleasure for helping makes individuals more likely to contribute, for example, with their knowledge (Kankanhalli et al., 2005; Lee & Fiore, 2023).

Part of this is also because individuals with this motivation believe that knowledge is something that should be shared, in addition to being aware that at some point in the past, someone helped them by sharing knowledge when they needed it, so this concept relates to reciprocity (Wasko & Faraj, 2005).

Likewise, in online communities, the pleasure for helping lies in the personal satisfaction of helping others by sharing their knowledge. It can even be seen as one of the benefits of contributing information online and one of the reasons behind eWOM communication (Cheung & Lee, 2012).

Thus, when using this scale, studies found that the pleasure for helping directly influences eWOM, being fundamental for its propagation, either to help other consumers make decisions or to spare them from negative experiences, which also makes it one of the reasons for promoting negative WOM (Alexandrov et al., 2013; Cheung & Lee, 2012). Furthermore, the pleasure for helping other consumers directly influences the motivation to get involved in eWOM (Carvalho, 2015).

Sense of belonging (SB)

Sense of belonging is related to emotional involvement with a group, where the individual identifies as part of a community and shares common goals with others (Cheung & Lee, 2012). Thus, when identifying with the community, the individual shares a collective identity and becomes emotionally involved with it, a fact that implies an affective commitment to the group, in addition to agreeing with the norms, traditions, and objectives and committing to promote their well-being (Algesheimer et al., 2005).

The sense of belonging in social networks occurs when the user gets involved and feels like part of an online community or group, effectively participating in it and communicating with other users (Chai & Kim, 2012). In Facebook groups, members have a strong sense of belonging since they are formed by users with common interests who can share information in their own private space (Pi et al., 2013).

Previous studies suggest that a sense of belonging is significantly related to the intention to perform eWOM (Cheung & Lee, 2012; Rahaman et al., 2022) and is one of the main reasons for performing positive eWOM (Carvalho, 2015). In addition, a sense of belonging positively impacts the behavior of contributing knowledge in social networks (Chai & Kim, 2012).

Methodological aspects of research

Data collection and sample

We conducted a survey within Brazilian groups in the Food & Drink category on Facebook in November 2021. We chose Facebook as the social media platform for the research because it had the most users in Brazil at the time of the research, around 130 million. Additionally, the platform offered better conditions for creating thematic discussion groups.

The interest of this research is groups in which members constantly interact by asking or sharing recipes, asking for cooking directions, recommending restaurants, products, or services related to food and drink, and posting feedback, both positive and negative, from restaurants, food, and beverage-related products or services. In addition, everyone was asked to participate, depending on the approval of administrators and moderators. We established some criteria to discard groups outside the scope of this research, keeping only those that best fit the study theme.

The choice of these groups is justified because they are a valuable source of data on food and beverage consumption habits (information that can be used to understand market trends and new opportunities and develop innovative products and services). Groups are an effective communication channel for companies and organizations (promoting products and services, building customer relationships, and obtaining feedback). Finally, groups are a powerful marketing tool, as they help companies reach their target audience and generate entrepreneurial opportunities.

Of the 92 groups previously selected, only 38 were considered for the study, following the selection criteria (inactivity, sharing only advertisements, sole focus on providing job

vacancies, brands linked to influencers, exclusive to just one food or drink). Of these, only twelve have moderators who authorized participants to collaborate with the study.

The data were obtained through a non-parametric convenience sampling process through a questionnaire published on the online research platform QuestionPro, which we disseminated to groups selected for the research. Of the participants, 369 completed the survey and, after data purification, using the Mahalanobis Distance criterion (D^2) to identify outliers ($n=24$), 345 respondents remained. Thus, for the 'post hoc' test, a sample of 345 individuals was considered, with an effect size equal to 0.15, $p < 0.05$, and 5 predictors. The result was an f^2 equal to 2.24 and the sampling power ($1 - \beta$ err prob) of 99.99%. For this study, we performed a pre-test with 20 individuals (included in the total sample) to verify the understanding of the research instrument. After the pre-test, it was not necessary to adjust the research instrument. Finally, as no data was missing, it was unnecessary to use an imputation method. For data analysis, we used the IBM SPSS software.

Instrument development

The research includes a sociodemographic portion of the respondent's profile and psychometric scales of the proposed model. The Appendix presents the constructs, the corresponding assertions, and the references used for the scales. We built the model with 33 questions anchored on a five-point Likert scale (1 = "I totally disagree" to 5 = "I totally agree"). A questionnaire was elaborated with assertions from several scales, adapting them for the study. The choice of constructs was based on a bibliometric study, which allowed for a synthesis of the results obtained in previous studies, thus increasing the analytical power and precision in the evaluation of the constructs that were combined from different studies (Borenstein et al., 2021; Rahaman et al., 2022).

However, the model adjustment phase (using exploratory factor analysis for this step) excluded seven items (IQ1, IQ3, IQ4, RE1, SB4, SB6, and SB7), totaling 27 assertions (see Appendix). Next, we performed the importance analysis using the Artificial Neural Networks (ANN) method.

Common method bias and non-response bias

Since the data are primary, it was necessary to ensure that no systematic bias influenced the information collected. Applying the one-factor test of Harman (Podsakoff & Organ, 1986)

verified the variance of the common method to the 27 items. The variance extracted from the first component was 42.84%, lower than the minimum of 50%, which validates the test. In addition, we analyzed the non-response bias, which sought to compare two subsamples in a T-test to verify if there would be a difference between the means, which this process did not verify; so it was possible to perform the research with the total sample. When carrying out these tests, we found that neither the common method bias nor the non-response pose a problem for the continuity of the research.

Artificial neural networks

This study uses an approach with the Artificial Neural Networks (ANN) method. Since the other linear methods capture only linear relationships, the ANN method was used to identify both linear and non-linear relationships, in addition to learning from training (Leong et al., 2020; Liébana-Cabanillas et al., 2017). Thus, using an ANN approach proves to be advantageous in taking advantage of nonlinearity in predictive models.

Haykin (1998) defines an ANN as a massively parallel distributed processor composed of simple processing units, that have a neural propensity to store experimental knowledge and make it available for a specific purpose.

As with previous research (Leong et al., 2013; Liébana-Cabanillas et al., 2017), the ANN model determines the relative importance of each independent variable of the model. We proposed two ANN models based on the model, as displayed in Figures 2 and 3.

Figure 2

Neural Model 1

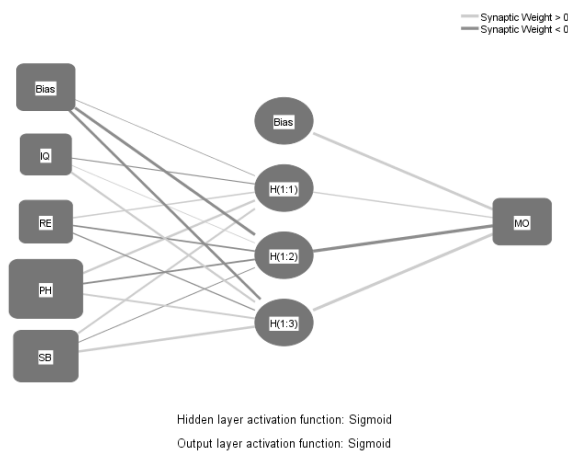
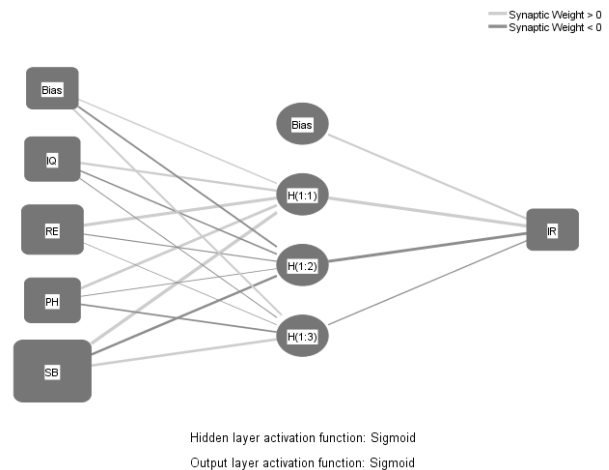


Figure 3

Neural Model 2



Source: Output from IBM SPSS software.

Source: Output from IBM SPSS software.

In the ANN 1 model, the covariates are the four independent variables of the model (IQ, RE, PH, and SB), while the dependent variable is the eWOM motivation (MO). In the ANN 2 model, the four independent variables were maintained but uses the intention to recommend via eWOM (IR) as the dependent variable.

To train the neural networks, we used the multilayer perceptron training algorithm (MPTA). The MPTA had four independent variables imputed (IQ, RE, PH, and SB), three hidden layers (automatically calculated by software generally, the number of hidden layers represents 2/3 of the number of imputed variables), and an output layer, which would be the dependent variable – intention to recommend via eWOM (IR). Thus, the mean of the items of each variable (\bar{v}_i) and the items were normalized [0, 1] by the expression: $\bar{x}_i = \frac{\bar{v}_i - 1}{4}$.

This research process utilized the sigmoid function to activate neurons for hidden and output layers (Leong et al., 2013). The basic ANN model uses a supervised learning process in which the outputs are known and used in training (with a descending gradient optimization algorithm). The feedforward propagation back-propagation (FFBP) algorithm for prediction and classification was assumed to be an advanced multiple regression analysis (MRA) capable of dealing with complex and nonlinear relationships.

The sigmoid curve function activated the output layer and the hidden layer. This is a good way to model non-linear behaviors, assuming values between 0 (non-activation) and 1 (activation). The Root Mean Square Error (RMSE) - calculated based on the expressions below, was used to measure the model's accuracy.

$$SSE = \sum_{t=1}^n (Q_t - \hat{Q}_t)^2 \text{ and } RMSE = \sqrt{\frac{SSE}{n}},$$

where Q_t are the observed data (Q) in time t, \hat{Q}_t is the predicted value at time t and n is the amount of data.

Results

Characterization of respondents

The sociodemographic circumstances of the sample are detailed in gender, age, education, income, and marital status. Most of the 345 respondents in the sample, 93.62% (n=323), are female. However, it was possible to use the complete sample after measuring a

multi-group T-test between the means of the constructs and the categorical variable 'sex', indicating similarities in the means of the respondents. In addition, it is essential to emphasize that most community participants are constituted and managed by women. The results show that 44.35% (n=153) of respondents are between 18 and 25 years old. Regarding schooling, 28.12% (n=97) are studying for a degree, while about income, most of the sample, 69.86% (n=241), declare to have an income lower than R\$4,400.00 (US\$835.85). Finally, 58.84% (n=203) of the respondents declared their marital status as single.

In the variables income and marital status, regardless of gender, the concentration of responses is in what was contemplated by most of the total sample. Therefore, we observed that for both groups, male (50%) and female (44%), the age is between 18 and 25 years. As for schooling, most men are attending graduation (45.5%), and most women are studying (26.9%) or have already completed graduation (23.2%).

Exploratory Factor Analysis (EFA)

This study employed an EFA to examine the dataset and identify the interrelationships among the integrated concepts represented by the group items. Each item comprising the selected scales was analyzed, focusing on identifying common factors underlying the observed variables. We utilized the varimax rotation statistical technique to clarify the relationship between these factors, adjusting the coordinates derived from the principal component analysis. The initial analysis focused on the scales of innovativeness, trust, perceived usefulness, social influence, and optimism. The Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) criterion and Bartlett's Test of Sphericity determined the commonality matrices of these scales. The KMO values indicated excellent results for all scales, as a value above 0.8 is considered favorable. Additionally, Bartlett's Test of Sphericity yielded significant results for all scales, with $p < 0.001$ (Hair et al., 2018).

Following these procedures, we evaluated the cross-factor loadings and excluded certain variables based on their extraction value (h^2) to minimize complex factors and maximize the variance of the factor loadings. Subsequently, the results demonstrated unidimensionality (with a score > 0.5 in the respective factor) and low cross-loading (with a score < 0.4 in other factors) for the remaining variables. Furthermore, all variables exhibited appropriate adjustments due to commonality (with $h^2 < 0.5$) and demonstrated strong coefficients (> 0.4). Consequently, the factor loadings of the scale items were adjusted to a single factor for each respective scale. These adjustments resulted in satisfactory values for explaining the total variance of the sample

and were confirmed through reliability analysis using Cronbach’s Alpha (refer to Table 1). All factor loadings were ≥ 0.70 , indicating excellent reliability according to Comrey and Lee (2013). Finally, the six factors exhibited acceptable total explained variance above 60%, as indicated in Table 1. Data on commonalities and factor loadings for each item are presented in the Appendix. Finally, the mean of the items validated in the EFA were grouped for the ANN stage.

Table 1

Results Obtained by Exploratory Factor Analysis

Variables	Number of items	KMO	Sphericity Test	% total variance	α
IQ	5	0.847	p<0.001	60.82%	0.838
RE	5	0.828	p<0.001	66.14%	0.871
PH	3	0.689	p<0.001	75.96%	0.837
SB	4	0.772	p<0.001	60.47%	0.779
WM	5	0.866	p<0.001	67.67%	0.879
IR	4	0.786	p<0.001	65.01%	0.817

Measurement by artificial neural networks

Ten-fold cross-validation was performed for each model, using 90% of the data as training, with an estimation set used to train the neural network and the other 10% as a test to measure the accuracy of the trained network, which should comprise 10% to 25% of the sample (Alam et al., 2020; Leong et al., 2020; Zabukovšek et al., 2019). Tables 2 and 3 show the RMSE values for each model, and Figures 7 and 8 show the respective graphs with the RMSE values.

The mean of model 1 RMSE values for training is 0.080, while for testing, it is 0.081. In model 2, for training, it is 0.108, and for testing, it is 0.122. Therefore, based on the low values of RMSE, we concluded that network models are reliable in capturing the numerical relationships between the predictors and the output (Leong et al., 2013; Liébana-Cabanillas et al., 2017; Ooi & Tan, 2016; Zabukovšek et al., 2019).

Table 2

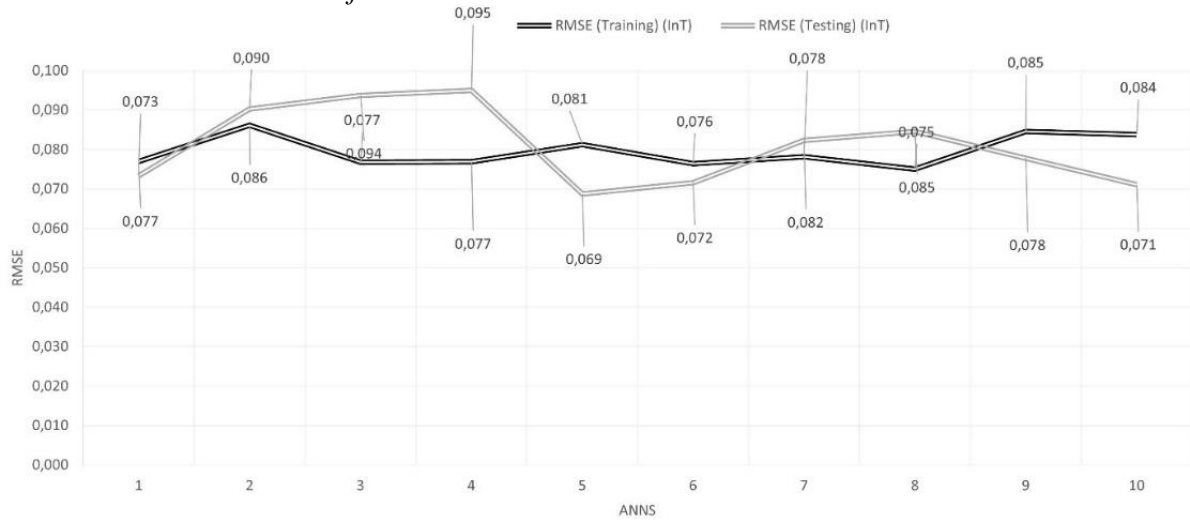
RMSE Values for the ANNI Model - Dependent Variable: eWOM Motivations

Training			Test			
n	SSE	RMSE	n	SSE	RMSE	RMSE(Training)-RMSE (Testing)
306	1.816	0.077	39	0.210	0.073	0.004
312	2.315	0.086	33	0.269	0.090	0.004
312	1.838	0.077	33	0.290	0.094	0.017
307	1.815	0.077	38	0.343	0.095	0.018
302	1.994	0.081	43	0.203	0.069	0.012
314	1.834	0.076	31	0.159	0.072	0.004
305	1.864	0.078	40	0.271	0.082	0.004
311	1.750	0.075	34	0.243	0.085	0.010
305	2.181	0.085	40	0.242	0.078	0.007
308	2.163	0.084	37	0.187	0.071	0.013
Mean	1.957	0.080	Mean	0.242	0.081	0.001
Standard deviation	0.195	0.004	Standard deviation	0.054	0.010	0.006

Source: Research data.

Figure 4

Chart with RMSE Values for the ANN Model 1



Source: Research data.

Table 3

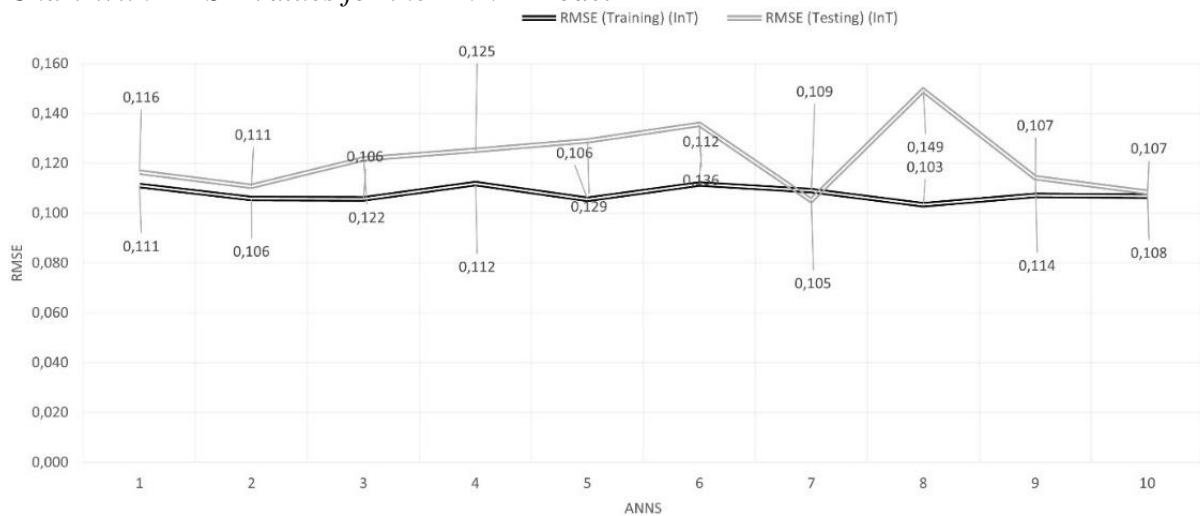
RMSE Values for the ANN2 Model – Dependent Variable: Intention to Recommendation via eWOM

Training			Test			
n	SSE	RMSE	n	SSE	RMSE	RMSE(Training)-RMSE (Testing)
311	3.839	0.111	34	0.461	0.116	0.005
305	3.418	0.106	40	0.490	0.111	0.005
308	3.438	0.106	37	0.549	0.122	0.016
299	3.737	0.112	46	0.721	0.125	0.013
316	3.519	0.106	29	0.483	0.129	0.023
308	3.838	0.112	37	0.681	0.136	0.024
302	3.585	0.109	43	0.475	0.105	0.004
316	3.377	0.103	29	0.646	0.149	0.046
301	3.456	0.107	44	0.574	0.114	0.007
307	3.506	0.107	38	0.447	0.108	0.001
Mean	3.571	0.108	Mean	0.553	0.122	0.014
Standard deviation	0.173	0.003	Standard deviation	0.099	0.014	0.011

Source: Research data.

Figure 5

Chart With RMSE Values for the ANN 2 Model



Source: Research data.

To validate an ANN model, we cannot fix the threshold value for RMSE (Tables 2 and 3). We must look at the comparison of RMSE of both test and train datasets. If the model is good, then the RMSE of test data is quite similar to the train dataset. Otherwise, we can identify the following conditions: RMSE of test > RMSE of train overfitting the data or RMSE of test < RMSE of train ⇒ underfitting the data. Figures 4 and 5 show the comparison between the RMSE values, showing that the occurrences of over and under fittings in this research were similar.

Averaging the importance of the covariates in predicting the output for the ten networks calculated the sensitivity analysis performance, as shown in Tables 4 and 5 (Alam et al., 2020; Leong et al., 2013; Leong et al., 2020). Predictor importance measures how much the predicted value of the network model changes for different values of the predictors. The importance values were divided by the highest one and presented as a percentage to calculate the normalized importance values.

Table 4

Sensitivity Analysis for the ANN Model 1 - Dependent Variable: eWOM Motivations

Artificial Neural Network (ANN)	IQ	RE	PH	SB
ANN (I)	0.117	0.147	0.433	0.304
ANN (II)	0.068	0.239	0.326	0.366
ANN (III)	0.115	0.170	0.435	0.280
ANN (IV)	0.129	0.179	0.452	0.240
ANN (V)	0.207	0.066	0.449	0.278
ANN (VI)	0.116	0.148	0.440	0.297
ANN (VII)	0.101	0.115	0.481	0.304
ANN (VIII)	0.103	0.125	0.483	0.289
ANN (IX)	0.036	0.040	0.466	0.459
ANN (X)	0.112	0.079	0.512	0.297
Mean importance	0.110	0.131	0.448	0.311
Normalized importance (%)	24.7	29.2	100.0	69.6

Source: Research data.

Table 5

Sensitivity analysis for the ANN model 2 – Dependent variable: Intention to recommendation via eWOM

Artificial Neural Network (ANN)	IQ	RE	PH	SB
ANN (I)	0.199	0.280	0.099	0.422
ANN (II)	0.205	0.121	0.207	0.467
ANN (III)	0.151	0.133	0.249	0.467
ANN (IV)	0.234	0.232	0.247	0.287
ANN (V)	0.188	0.149	0.245	0.418
ANN (VI)	0.280	0.160	0.265	0.295
ANN (VII)	0.138	0.116	0.230	0.516
ANN (VIII)	0.184	0.097	0.256	0.463
ANN (IX)	0.195	0.097	0.249	0.460
ANN (X)	0.150	0.162	0.215	0.474
Mean importance	0.192	0.155	0.226	0.427
Normalized importance (%)	45.1	36.2	53.0	100.0

Source: Research data.

Neural networks were able to capture the existence of non-collinear relationships between information quality, reciprocity, pleasure for helping, sense of belonging, and motivation for eWOM, as well as between the model's independent variables and intention to recommend via eWOM. Based on model 1 reviews, pleasure for helping ($\bar{x}_{PH} = 44.8\%$) is the most important predictor of eWOM motivation, followed by a sense of belonging ($\bar{x}_{SB} = 31.1\%$), reciprocity ($\bar{x}_{RE} = 13.1\%$), and information quality ($\bar{x}_{IQ} = 11.0\%$). Based on the analysis of model 2, the sense of belonging ($\bar{x}_{SB} = 42.7\%$) is the most important for the intention to recommend via eWOM, followed by the pleasure for helping ($\bar{x}_{PH} = 22.6\%$), information quality ($\bar{x}_{IQ} = 19.2\%$), and reciprocity ($\bar{x}_{RE} = 15.5\%$).

Discussion

As a result, based on model 1 reviews, 'pleasure for helping' (44.8%) is the most important predictor of 'eWOM motivation'. However, based on the analysis of model 2, 'sense of belonging' (42.7%) is the most important for the intention to recommend via eWOM.

The results of these constructs indicate that personal relationships are the foundation of the modern community. Communities unite people around a shared experience and generate a perception of being part of something bigger, as seen in the 'sense of belonging' construct (Chai & Kim, 2012; Cheung & Lee, 2012). Considering this, community users are finding more inclusive and expansive ways to create collaborative spaces around a need (e.g., fostering entrepreneurship) or common interest, as seen in the 'pleasure for helping' construct (Cheung & Lee, 2012; Kankanhalli et al., 2005).

Next, some results (T-test and ANOVA) corroborated the understanding of the demographic profile and the use of communities, relating them to each of the independent variables that measured the level of importance of ANN (Leong et al., 2013; Liébana-Cabanillas et al., 2017; Ooi & Tan, 2016; Zabukovšek et al., 2019).

In this research, age is a clustering variable to verify if there was any relationship with the 'information quality'. After an ANOVA, the results reveal that the group 'from 18 to 25 years old' had a higher average, which is explained by the fact that it is a more critical generation about Food & Drink contents ($F_{(3, 341)}=3.974$; $p= 0.008$; Tukey's test indicates that the difference is at $\bar{x}_{\text{from 18 to 25 years old}} = 3.54$; $s = 0.75$). We also observed that more experienced users accessing Facebook groups have a better perception of 'information quality' ($t_{(343)}=2.772$; $p=0.006$), which can be explained by the fact that more experienced users in

accessing are more used to dealing with the flow of information in the groups, managing to filter and better locate what is interesting for them.

Thus, through the analysis to understand the interaction of the 'reciprocity' construct with the sample population, we identified that when the sex variable is related to the 'reciprocity' construct, there is no difference between the male and female groups ($t_{(343)}=1.116$; $p=0.265$), showing that both are reciprocal in the same intensity, as presented in the study by Cheung and Lee (2012). Furthermore, the data shows that users who are more experienced in accessing Facebook groups are more reciprocal ($t_{(343)}=2.837$; $p=0.005$), as are users who consider themselves to master technological resources related to Facebook groups ($t_{(343)}=2.248$; $p=0.025$).

People who work in the Food & Drink segment were also more reciprocal ($t_{(343)}=2.798$; $p=0.005$), as stated by Gharib et al. (2020). That said, this can be explained considering that it is in the interest of this category of participants that the others have all the information necessary, especially concerning something they sell.

The construct 'pleasure for helping' proved crucial in the analysis of neural networks, since it is the most important independent variable for the motivation for eWOM. This result can be understood by the fact that the 'pleasure for helping' is one of the most significant factors for eWOM motivation, as identified in the literature (Carvalho, 2015). The attitude of helping other group members arises from the inherent altruism of the individual, who is motivated to share information with no expectation of receiving anything in return and feels good about it.

Thus, in the analyses performed between the construct 'pleasure for helping' with the sample population, we observed that men and women have a similar level of 'pleasure for helping' ($t_{(343)}=1.260$; $p=0.209$). In addition, in accordance with the studies of Cheung and Lee (2012) and Kankanhalli et al. (2005), users who are more experienced in accessing Facebook groups ($t_{(343)}=4.586$; $p<0.001$) and who consider mastering technological resources related to Facebook groups are happier to help ($t_{(343)}=5.341$; $p<0.001$), which can be justified by the fact that these users habitually use it more frequently, due to experience, and ease of doing so, due to the domain of technological resources (Moser et al., 2017; Pi et al., 2013).

In the analysis of neural networks, the 'sense of belonging' presented the highest degree of importance for the intention to recommend via eWOM of the groups. This can be explained by Cheung and Lee (2012) who state that the 'sense of belonging' generates satisfaction in the participants, which makes it propitious to recommend and speak well of something they feel they are a part of a group as noted by Chai and Kim (2012).

Thus, we analyzed the interactions of the ‘sense of belonging’ construct with the sample population. When related to the gender variable, we discovered that the respondents of the female group presented more experienced users in accessing Facebook groups, thus having a greater ‘sense of belonging’ ($t_{(343)}=3.512$; $p=0.001$).

The results demonstrate that as the number of groups that the user participates in grows, the ‘sense of belonging’ construct significantly increases; that is, the greater the number of groups that the user participates in, the greater the sense of belonging ($F_{(3, 341)}=3.356$; $p=0.019$; Tukey’s test indicates that the difference is in $\bar{x}_{6 \text{ or more}} = 3.81$; $s = 0.80$).

We also observed that as the number of groups the user participates in increases, there is growth in the ‘motivation for eWOM’ and the ‘intention to recommend via eWOM’ (Donthu et al., 2021; Mukhopadhyay et al., 2022). Therefore, the greater the number of groups that the user participates in, the greater the ‘eWOM motivation’ ($F_{(3, 341)}=2.654$; $p=0.049$; Tukey’s test indicates that the difference is in $\bar{x}_{6 \text{ ou mais}} = 3.93$; $s = 0.90$ and the ‘intention to recommended via eWOM’ ($F_{(3, 341)}=3.643$; $p=0.013$; Tukey’s test indicates that the difference is in $\bar{x}_{6 \text{ or more}} = 3.69$; $s = 0.99$).

The results exhibit that access experience ($t_{(343)}=0.820$; $p=0.413$) and mastery of technological resources ($t_{(343)}=0.302$; $p=0.763$) related to Facebook groups are independent of gender. As well as the fact of working or not in the Food & Drink segment ($t_{(343)}=0.177$; $p=0.860$) and participating in these groups encourage participants to undertake in the area ($t_{(343)}=1.139$; $p = 0.255$).

Conversely, when we compare access to Food & Drink groups in the pre-COVID-19 pandemic period with the current moment, we notice that male respondents report a greater increase ($t_{(343)}=2.309$; $p= 0.022$).

In addition, we found that most respondents were aware of the research through the group “Group where we pretend to be Jacquin” (82.6%), followed by the group “Share your FOOD” (8.1%), and “Air Fryer, I Love You!” (4.9%).

Also, the main motivations that lead users to participate in Food & Drink groups on Facebook were analyzed, making it possible for participants to choose more than one option. In addition, the main reasons identified are seeking entertainment (29.7%), wanting to learn new recipes and techniques (26.4%), getting product/service recommendations (17%), and interacting with people with similar interests (15.5%).

Given this, entertainment is one of the main reasons for participating in groups of this category, exemplified in Figure 6 through a publication extracted from one of the groups

selected for the research, where there is a joke about people who eat lots of cake at parties. Entertainment in groups is related by Naujoks and Benkenstein (2020) and observed in this study to various publications, for example, memes, humor videos, in-group jokes, and photos of attempts to cook something that went wrong.

Next is the desire to learn new recipes and techniques, which refers to publications sharing a recipe or a new way of using equipment, for example, as depicted in Figure 7, where the user shares the bread recipe he made in an electric fryer.

Another point to note is that getting recommendations is one of the main reasons users participate in groups, ranking third. In most groups observed by Moser et al. (2017), it is possible to see publications asking for recommendations of a specific type of food, product, or restaurant, such as places that sell frozen foods, vegan restaurants, best hamburgers, or where to find candy for parties. The example below, Figure 8, demonstrates a publication where a user requests a recommendation of good sweets and puts messages to give someone a birthday present.

In general, Figures 6, 7, and 8 illustrate that both Models 1 and 2 of artificial neural networks have identified the constructs ‘pleasure for helping’ and ‘sense of belonging’ as the most important factors for eWOM motivation and the intention to recommend via eWOM.

‘Pleasure for helping’ suggests that individuals derive a sense of satisfaction and enjoyment from providing assistance or support to others. In the context of eWOM, this construct implies that contributing helpful information or recommendations brings about a positive emotional experience, enhancing motivation to engage in such behavior. This aligns with the notion that altruistic motivations, such as the pleasure derived from aiding others, play a pivotal role in shaping online communication patterns (Kankanhalli et al., 2005; Lee & Fiore, 2023).

Similarly, the recognition of ‘sense of belonging’ as a significant factor implies that individuals are more inclined to participate in eWOM activities when they feel a connection or attachment to a particular community or online platform. The ‘sense of being’ part of a larger social context fosters a willingness to share opinions and recommendations, contributing to the motivation for engaging in eWOM. This aligns with the social identity theory, suggesting that individuals are motivated to maintain a positive social identity and belongingness within a group (Cheung & Lee, 2012; Rahaman et al., 2022).

Figure 6

Example of Group Food and Beverage Entertainment



Source: ‘Group where we pretend to be Jaqquin’ in Facebook Group.

Figure 7

Example of Group Food and Beverage Recipe Sharing



Source: ‘Air Fryer I Love You!’ in Facebook Group.

Figure 8

Example Requesting Group Food and Beverage Recommendation



Source: ‘Share your FOOD’ in Facebook Group.

Conclusions

Theoretical implications

The present study aimed to predict a user’s influencing motivation and intention to recommend via eWOM through a deep investigation based on the ANN analysis of Brazilian Food & Drink groups on Facebook, including the interaction between participants. Therefore, this study fitted a theoretical model using scales adapted for the study. With that, we performed a survey, and the results obtained determined the best approach of the ANN method to use.

The ANN method brought interesting contributions, as ten networks were generated, and it can be seen that in each network, the results are different due to the very nature of this approach. It can bring contributions, as it is a method that seeks to find the best similarities with

consumers through its predictive dynamics. In addition, the use of the ANN method is still recent in the Marketing literature, which can contribute to a more in-depth discussion with other more traditional linear methods (SEM-PLS, SEM-CB, NCA, MICOM, MGA, etc.).

This article confirmed that the quality of the information exchanged in the groups, reciprocity, pleasure for helping, and a sense of belonging of the participants can influence the motivation to carry out eWOM of Food & Drink groups on Facebook. The research confirms that the quality of information, sense of belonging, and motivation to perform eWOM can influence the practice of recommending via eWOM.

Given the importance of the eWOM theme in social networks, one of the prominent themes in the area (Donthu et al., 2021; Mukhopadhyay et al., 2022), this study collaborates with disseminating the theme. It contributes to the expansion of knowledge in the area. Another contribution of this study is to bring, in an adapted way, the scales developed in other areas (e.g., hospitality), making the interpretation more complex. In addition, the lack of more specific studies on the intention to recommend via eWOM of Facebook groups is filled given that previous studies observed only the sharing of knowledge in Facebook groups (Pi et al., 2013) and the eWOM recommendation on Facebook in general (Kudeshia & Kumar, 2017).

Practical implications

The results of this study help participants, administrators, moderators, and those interested in Facebook Food & Drink groups to understand more about the behavior patterns of participants. Group administrators and moderators need to understand what factors lead participants to recommend the group, as this can serve as a basis for improvement. Thus, the group can grow and be monetized, serving as a dissemination channel, or expanding with content to other networks, such as Instagram or TikTok. In addition to these social media platforms, there are also specific platforms for creating discussion groups about food and drinks, such as BeerMe, Eat and Drink, and Gastronomia. These platforms offer specific tools and resources for discussing food and drinks, such as the ability to share recipes, restaurant and bar reviews, and cooking tips.

In addition, this research becomes relevant for Facebook to understand how it can take advantage of the information exchanged in the groups and even improve the user experience on the platform (Naujoks & Benkenstein, 2020). Besides, companies, in general, must understand the relevance of groups, given the amount of information exchanged about them in this environment. As noted in the study by Kim and Johnson (2016), the UGC related to a company

can influence other consumers. Therefore, companies must recognize and monitor the eWOM carried out in the groups, being present when necessary (Tobon & Garcia-Madariaga, 2021).

In addition, through the information obtained in the groups, companies can outline strategies to improve points highlighted by consumers (Erkan & Evans, 2016). Therefore, as new technologies advance, the expectation is that the world will become increasingly connected, allowing businesses to play a more crucial role in the lives of users in communities.

Limitations and suggestions for future research

Among the limitations observed in this study, access to the groups and their members stands out since many do not accept the dissemination of research such as this one due to the guidelines established by the administrators of the groups. In addition to the difficulty of getting in touch with the administrators and moderators.

Another limitation is the predominance of the female audience, representing 93.62% of the sample. It occurs because female members mostly form Facebook groups or seem more willing to participate in research on the subject; these are our hypotheses that could be tested in future research. These results may reflect that women will set trends as they adapt better to technology (e.g., cyberfeminism and feminist movements, empowerment, intersectional feminism, etc.). Alternatively, male participation could represent more linear participation. The higher concentration of female respondents could be the subject of recommendations for future studies, as well as a limitation. However, it is important to emphasize that this was not relevant in establishing the drivers and the results obtained in the drivers as presented in the results. Additionally, we suggest that new constructs be tested, such as engagement, types of sentiments (positive, neutral, and negative), trust, credibility, attitude, and impact on purchasing decisions.

Finally, it would be interesting to analyze the trends for Facebook groups, including considering the context of the metaverse, paying attention to how the migration of groups to this environment would be, and how the eWOM recommendation would be given.

In that regard, it is suggested that further studies be done, such as the insertion of new drivers in the model, or the use of the data collected for this article in other prediction techniques to compare the predictive capacity.

Authors' contribution

Contribution	SOUZA, L. M. S.	PINOCHET, L. H. C.	PARDIM, V. I.
Conceptualization	X	X	X
Methodology	X	X	X
Software	X	X	-----
Validation	X	X	X
Formal analysis	X	X	X
Investigation	X	X	X
Resources	X	X	-----
Data Curation	X	X	-----
Writing - Original Draft	X	-----	-----
Writing - Review & Editing	X	X	X
Visualization	X	X	X
Supervision	-----	X	X
Project administration	-----	X	X
Funding acquisition	X	X	-----

References

- Alam, M. Z., Hu, W., Kaium, M. A., Hoque, M. R., & Alam, M. M. D. (2020). Understanding the determinants of mHealth apps adoption in Bangladesh: A SEM-Neural network approach. *Technology in Society*, 61, 101255. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101255>
- Alexandrov, A., Lilly, B., & Babakus, E. (2013). The effects of social- and self-motives on the intentions to share positive and negative word of mouth. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 531–546. <https://doi.org/10.1007/s11747-012-0323-4>
- Algesheimer, R., Dholakia, U. M., & Herrmann, A. (2005). The Social Influence of Brand Community: Evidence from European Car Clubs. *Journal of Marketing*, 19–34. <https://doi.org/10.1509/jmkg.69.3.19.66363>
- Caliendo, M., Fossen, F., & Kritikos, A. (2012). Trust, positive reciprocity, and negative reciprocity: Do these traits impact entrepreneurial dynamics? *Journal of Economic Psychology*, 394–409. <https://doi.org/10.1016/j.joep.2011.01.005>
- Borenstein, M., Hedges, L. V., Higgins, J. P. T., & Rothstein, H. R. (2021). *Introduction to Meta-Analysis*. Wiley, 2nd Edition. ISBN: 978-1-119-55835-4
- Carvalho, G. S. (2015). *As motivações do eWom entre os utilizadores do facebook* [Dissertação de Mestrado]. Escola Superior de Tecnologia e Gestão do Instituto Politécnico de Leiria. Disponível em: <https://core.ac.uk/download/pdf/61798558.pdf> Acesso em 06/11/2022.
- Chai, S., & Kim, M. (2012). A socio-technical approach to knowledge contribution behavior: An empirical investigation of social networking sites users. *International Journal of Information Management*, 118–126. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2011.07.004>

- Chang, K.-C., Hsu, C.-L., Chen, M.-C., & Kuo, N.-T. (2017). How a branded website creates customer purchase intentions. *Total Quality Management & Business Excellence*, 422–446. <https://doi.org/10.1080/14783363.2017.1308819>
- Chen, C.-W. D., & Cheng, C.-Y. J. (2009). Understanding consumer intention in online shopping: A respecification and validation of the DeLone and McLean model. *Behaviour & Information Technology*, 335–345. <https://doi.org/10.1080/01449290701850111>
- Cheung, C. M. K., & Lee, M. K. O. (2012). What drives consumers to spread electronic word of mouth in online consumer-opinion platforms. *Decision Support Systems*, 218–225. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.01.015>
- Cheung, C. M. K., & Thadani, D. R. (2012). The impact of electronic word-of-mouth communication: A literature analysis and integrative model. *Decision Support Systems*, 461–470. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.06.008>
- Cheung, M., Luo, C., Sia, C., & Chen, H. (2009). Credibility of electronic word-of-mouth: Informational and normative determinants of on-line consumer recommendations. *International Journal of Electronic Commerce*, 13(4), 9–38. <https://doi.org/10.2753/JEC1086-4415130402>
- Chi, T. (2018). Understanding Chinese consumer adoption of apparel mobile commerce: An extended TAM approach. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 274–284. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2018.07.019>
- Chiang, C.-F. (2018). Influences of price, service convenience, and social servicescape on post-purchase process of capsule hotels. *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 373–384. <https://doi.org/10.1080/10941665.2018.1444649>
- Chiang, L., Xu, A., Kim, J., Tang, L., & Manthiou, A. (2017). Investigating festivals and events as social gatherings: The application of social identity theory. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 779–792. <https://doi.org/10.1080/10548408.2016.1233927>
- Comrey, A. L., & Lee, H. B. (2013). *A first course in factor analysis*. Psychology press.
- Deldjoo, Y., Schedl, M., Cremonesi, P., & Pasi, G. (2020). Recommender systems leveraging multimedia content. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 53(5), 1-38.
- Donthu, N., Kumar, S., Pandey, N., Pandey, N., & Mishra, A. (2021). Mapping the electronic word-of-mouth (eWOM) research: A systematic review and bibliometric analysis. *Journal of Business Research*, 758–773. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.07.015>
- Ellison, N. B., & Boyd, D. M. (2008). Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 210–230. <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2007.00393.x>

- Erkan, I., & Evans, C. (2016). The influence of eWOM in social media on consumers' purchase intentions: An extended approach to information adoption. *Computers in Human Behavior*, 47–55. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.03.003>
- Fisher, G. (2019). Online communities and firm advantages. *Academy of Management Review*, 279–298. <https://doi.org/10.5465/amr.2015.0290>
- Gharib, R. K., Garcia-Perez, A., Dibb, S., & Iskoujina, Z. (2020). Trust and reciprocity effect on electronic word-of-mouth in online review communities. *Journal of Enterprise Information Management*, 120–138. <https://10.1108/jeim-03-2019-0079>
- Guidi, B., Michienzi, A., & De Salve, A. (2020). Community evaluation in Facebook groups. *Multimedia Tools and Applications*, 33603–33622. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-08494-0>
- Hair, J., Babin, B., Anderson, R., & Black, W. (2018). *Multivariate Data Analysis* (8a ed).
- Haykin, S. (1998). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* (Subsequent edition). Prentice Hall.
- Hennig-Thurau, T., Gwinner, K. P., Walsh, G., & Gremler, D. D. (2004). Electronic Word of Mouth: Motives for and Consequences of Reading Customer Articulations on the Internet. *Journal of Interactive Marketing*, 51–74. <https://doi.org/10.1080/10864415.2003.11044293>
- Hu, Y., & Kim, H. J. (2018). Positive and negative eWOM motivations and hotel customers' eWOM behavior: Does personality matter? *International Journal of Hospitality Management*, 27–37. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2018.03.004>
- Hussain, S., Ahmed, W., Jafar, R. M. S., Rabnawaz, A., & Jianzhou, Y. (2017). EWOM source credibility, perceived risk and food product customer's information adoption. *Computers in Human Behavior*, 96–102. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.09.034>
- Jeong, E., & Jang, S. (2011). Restaurant experiences triggering positive electronic word-of-mouth (eWOM) motivations. *International Journal of Hospitality Management*, 356–366. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2010.08.005>
- Kankanhalli, A., Tan, B. C. Y., & Wei, K.-K. (2005). Contributing Knowledge to Electronic Knowledge Repositories: An Empirical Investigation. *MIS Quarterly*, 113–143. <https://doi.org/10.2307/25148670>
- Killian, M., Fahy, J., & O'Loughlin, D. (2016). The Case for Altruism in eWOM Motivations. *Making a Difference Through Marketing*, 129–142. https://doi.org/10.1007/978-981-10-0464-3_10
- Kudeshia, C., & Kumar, A. (2017). Social eWOM: does it affect the brand attitude and purchase intention of brands? *Management Research Review*, 310–330. <https://doi.org/10.1108/MRR-07-2015-0161>

- Lee, A., & Fiore, A. M. (2023). Factors affecting social media usage by market mavens for fashion-related information provision. *Journal of Fashion Marketing and Management: An International Journal*. [https://doi.org/ 10.1108/JFMM-05-2022-0108](https://doi.org/10.1108/JFMM-05-2022-0108)
- Leong, L.-Y., Hew, T.-S., Ooi, K.-B., & Dwivedi, Y. K. (2020). Predicting trust in online advertising with an SEM-artificial neural network approach. *Expert Systems with Applications*. [https://doi.org/ 10.1016/j.eswa.2020.113849](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113849)
- Leong, L.-Y., Hew, T.-S., Tan, G. W.-H., & Ooi, K.-B. (2013). Predicting the determinants of the NFC-enabled mobile credit card acceptance: A neural networks approach. *Expert Systems with Applications*, 40(14), 5604–5620. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.04.018>
- Li, J., Xu, N., & Zhong, Y. (2021). Monetary payoffs modulate reciprocity expectations in outcome evaluations: An event-related potential study. *European Journal of Neuroscience*, 53(3), 902-915. [https://doi.org/ 10.1111/EJN.15100](https://doi.org/10.1111/EJN.15100)
- Liébana-Cabanillas, F., Marinkovic, V., & Kalinic, Z. (2017). A SEM-neural network approach for predicting antecedents of m-commerce acceptance. *International Journal of Information Management*, 14–24. [https://doi.org/ 10.1016/j.ijinfomgt.2016.10.008](https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2016.10.008)
- Michienzi, A., Guidi, B., Ricci, L., & De Salve, A. (2021). Incremental communication patterns in online social groups. *Knowledge and Information Systems*, 63, 1339-1364. [https://doi.org/ 10.1007/S10115-021-01552-W](https://doi.org/10.1007/S10115-021-01552-W)
- Moser, C., Resnick, P., & Schoenebeck, S. (2017). *Community Commerce: Facilitating Trust in Mom-to-Mom Sale Groups on Facebook*. 4344–4357. [https://doi.org/ 10.1145/3025453.3025550](https://doi.org/10.1145/3025453.3025550)
- Mukhopadhyay, S., Pandey, R., & Rishi, B. (2022). Electronic word of mouth (eWOM) research – a comparative bibliometric analysis and future research insight. *Journal of Hospitality and Tourism Insights*, Vol. ahead-of-print.
- Naujoks, A., & Benkenstein, M. (2020). Who is behind the message? The power of expert reviews on eWOM platforms. *Electronic Commerce Research and Applications*, 44, 101015. [https://doi.org/ 10.1016/j.elerap.2020.101015](https://doi.org/10.1016/j.elerap.2020.101015)
- Ooi, K.-B., & Tan, G. W.-H. (2016). Mobile technology acceptance model: An investigation using mobile users to explore smartphone credit card. *Expert Systems with Applications*, 33–46.
- Podsakoff, P. M., & Organ, D. W. (1986). Self-reports in organizational research: Problems and prospects. *Journal of Management*, 531–544. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.04.015>
- Pi, S.-M., Chou, C.-H., & Liao, H.-L. (2013). A study of Facebook Groups members' knowledge sharing. *Computers in Human Behavior*, 1971–1979. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2013.04.019>

- Pinochet, L. H. C., Lopes, E. L., Araujo, P. G., & Bueno, R. L. P. (2019). The influence of online recommendation mechanisms in the Smartphone market in the context of electronic word-of-mouth. *International Journal of Electronic Marketing and Retailing*, 10(3), 209–229. <https://doi.org/10.1504/IJEMR.2019.100702>
- Rahaman, M. A., Hassan, H. M. K., Asheq, A. A., & Islam, K. M. A. (2022). The interplay between eWOM information and purchase intention and social media: Through the lens of IAM and TAM theory, *PLOS ONE*, 1-19. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0272926>
- Rosario, A. B., de Valck, K., & Sotgiu, F. (2020). Conceptualizing the electronic word-of-mouth process: What we know and need to know about eWOM creation, exposure, and evaluation. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 422–448. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00706-1>
- Rothschild, N., & Aharoni, N. (2022). Motivations for sharing personal information and self-disclosure in public and private Facebook groups of mentally ill people. *Aslib Journal of Information Management*, (ahead-of-print).
- Serra, D. do E. S., & Soto-Sanfiel, M. T. (2014). When the user becomes a publicist: motivations for ewom on facebook. *Revista Brasileira de Marketing*, 1–16. <https://doi.org/10.5585/remark.v13i1.2584>
- Shah, A. M., Yan, X., Shah, S. A. A., & Ali, M. (2020). Customers' perceived value and dining choice through mobile apps in Indonesia. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, 1-28. <https://doi.org/10.1108/APJML-03-2019-0167>
- Sundaram, D. S., Mitra, K., & Webster, C. (1998). Word-Of-Mouth Communications: A Motivational Analysis. *NA - Advances in Consumer Research*, 527–531.
- Tobon, S., & Garcia-Madariaga, J. (2021). The Influence of Opinion Leaders' eWOM on Online Consumer Decisions: A Study on Social Influence. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 16(4), 748–767. <https://doi.org/10.3390/jtaer16040043>
- Wang, Z., Yuan, Y., Zhou, X., & Qin, H. (2020). Effective and efficient community search in directed graphs across heterogeneous social networks. In *Databases Theory and Applications: 31st Australasian Database Conference, ADC 2020, Melbourne, VIC, Australia, February 3–7, 2020, Proceedings 31* (pp. 161-172). Springer International Publishing.
- Wasko, M. M., & Faraj, S. (2005). Why should I share? examining social capital and knowledge contribution in electronic networks of practice. *MIS Quarterly*, 35–57. <https://doi.org/10.2307/25148667>
- We are social, & Hootsuite. (2021). *Digital 2021: Brazil* (43–51). <https://datareportal.com/reports/digital-2021-brazil>

- Yang, F. X. (2013). Effects of Restaurant Satisfaction and Knowledge Sharing Motivation on eWOM Intentions: The Moderating Role of Technology Acceptance Factors. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 1–35. <https://doi.org/10.1177/1096348013515918>
- Yang, H. (2013). Market Mavens in social media: Examining Young Chinese Consumers' Viral Marketing Attitude, eWOM Motive, and Behavior. *Journal of Asia-Pacific Business*, 154–178. <https://doi.org/10.1080/10599231.2013.756337>
- Yang, X. (2019). How perceived social distance and trust influence reciprocity expectations and eWOM sharing intention in social commerce. *Industrial Management & Data Systems*, 119(4), 867-880. <https://doi.org/10.1108/IMDS-04-2018-0139>
- Zabukovšek, S. S., Kalinic, Z., Bobek, S., & Tominc, P. (2019). SEM–ANN based research of factors' impact on extended use of ERP systems. *Central European Journal of Operations Research*, 703–735. <https://doi.org/10.1007/s10100-018-0592-1>
- Zhang, T., Omran, B. A., & Cobanoglu, C. (2017). Generation Y's positive and negative eWOM: use of social media and mobile technology. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 732–761. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-10-2015-0611>
- Zhuang, L., Sun, R., Chen, L., & Tang, W. (2023). The Impact of Shared Information Presentation Time on Users' Privacy-Regulation Behavior in the Context of Vertical Privacy: A Moderated Mediation Model. *Behavioral Sciences*, 13(9), 706. <https://doi.org/10.3390/BS13090706>

Appendix

Detail of Constructs and Results of the Scales

Construct	Item	Description of assertions	References	EFA – h ²	EFA – fator loadings
		The information provided by the groups...			
Information Quality (IQ)	IQ1	... are updated.		*	*
	IQ2	... are accurate.	Adapted from Chi (2018)	0.530	0.728
	IQ3	... are understanding.	Shah et al. (2020)	*	*
	IQ4	... are explanatory.		*	*
	IQ5	... are, in my opinion, the most current.	Adapted from Chen and Cheng (2009)	0.525	0.724
	IQ6	... match all the information I need.	Chang et al. (2017)	0.559	0.748
	IQ7	... are, in my opinion, accurate.		0.746	0.863
	IQ8	... overall, they are high quality.		0.682	0.826
		I share information in the group because...			
Reciprocity (RE)	RE1	... I believe that by sharing my experiences I will be able to answer a question or clarify a doubt.	Adapted from Kankanhalli et al. (2005)	*	*

Construct	Item	Description of assertions	References	EFA – h ²	EFA – fator loadings
	RE2	... I hope that by sharing my experiences, someone will give back to me when I need it.	Carvalho (2015)	0.670	0.819
	RE3	... I hope that by sharing my knowledge, someone will reciprocate when I need it.		0.641	0.801
	RE4	... I believe it is fair to help, since I know that other participants will help me when I request information.	Adapted from Wasko and Faraj (2005)	0.737	0.858
	RE5	... I believe someone would help me if I were in a similar situation.		0.623	0.789
	RE6	... I feel like I'm fulfilling my obligation, rewarding those who once helped me.	Proposed item	0.635	0.797
I share my experiences in groups because...					
Pleasure of helping (PH)	PH1	... I like helping other participants.		0.744	0.862
	PH2	... I feel good about helping other participants with their choices.	Adapted from Wasko and Faraj (2005)	0.837	0.915
	PH3	... I like to help other participants form an opinion.	Carvalho (2015)	0.699	0.836
As for my participation in the groups, I feel that...					
Sense of belongings (SB)	SB1	... I'm very connected to groups.		0.598	0.774
	SB2	... I'm part of a community.		0.641	0.800
	SB3	...other participants and I share the same goals.	Adapted from Algesheimer et al. (2005)	0.542	0.736
	SB4	...if we planned something, I would think of it more as something "we" would do rather than something "they" would do.		*	*
	SB5	... they are already part of my daily activity.		0.638	0.799
	SB6	... I dedicate part of my daily schedule to this.	Adapted from Ellison et al. (2008)	*	*
	SB7	...I'm out of touch when I haven't been connected to groups for a while.	Carvalho (2015)	*	*
When sharing online about the groups I participate in, I would like to...					
*eWOM motivation (WM)	WM1	... help others with my own positive experience in them.		0.630	0.794
	WM2	... give others the opportunity to have a good experience in them.	Adapted from Hennig-Thurau et al. (2004)	0.714	0.845
	WM3	... help the groups to be a success, as I am very satisfied with my experience in them.	Jeong and Jang (2011)	0.755	0.869
	WM4	... express my joy about a good experience in the groups.		0.696	0.834


Construct	Item	Description of assertions	References	EFA – h ²	EFA – fator loadings
		...tell others about my great experience at them because I feel good about it.	Adapted from Sundaram et al. (1998) Adapted from Jeong and Jang (2011)	0.587	0.766
		As for the groups I participate in, I would like to...			
Intenção de Recomendação via eWOM (IR)	IR1	... share my experience of participating in them online.		0.516	0.718
	IR2	...recommend them online to a friend or someone.	Adapted from Chiang et al. (2017)	0.665	0.816
	IR3	... share information about them in other online communities or social media.	Chiang (2018)	0.656	0.810
	IR4	...encourage my friends and others online to participate.	Adapted from Chiang et al. (2017)	0.766	0.875


Note: Items excluded during the EFA analysis stage.


Source: The authors



PREVENDO A MOTIVAÇÃO E A INTENÇÃO DE PARTICIPAR E RECOMENDAR GRUPOS DE COMIDA E BEBIDA NO FACEBOOK VIA EWOM: UMA INVESTIGAÇÃO PROFUNDA COM BASE NA ANÁLISE DA RNA¹

 **Laís Mitsue Simokomaki Souza**
Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP)
Osasco – SP - Brasil
lais.mitsue.simo@gmail.com

 **Luis Hernan Contreras Pinochet**
Universidade Federal de São Paulo (UNIFESP)
Osasco – SP - Brasil
luis.hernan@unifesp.br

 **Vanessa Itacaramby Pardim**
Universidade Nove de Julho (UNINOVE)
Universidade de São Paulo (USP)
São Paulo SP – Brasil
vanessa.itacaramby@usp.br

Objetivo: Esta pesquisa tem como objetivo prever a motivação e a intenção de participar e recomendar grupos de Comida e Bebida no Facebook, utilizando uma análise baseada em RNA.

Método: Os dados foram coletados de 345 indivíduos, com participação em pelo menos um grupo relacionado ao de Comida e Bebida. Para a análise dos dados, o método não linear da RNA foi utilizado para prever ocorrências dentro de uma mesma amostra. A relevância da pesquisa está na utilização desse método de previsão para testar o modelo teórico proposto, utilizando escalas adaptadas para o estudo.

Originalidade/Relevância: Dada a importância do tema eWOM nas redes sociais, sendo um dos temas de destaque na área, este estudo colabora com o aprofundamento do tema e contribui para a ampliação do conhecimento em métodos não lineares.

Resultados: Como resultado, com base nas revisões do modelo 1, ‘prazer em ajudar’ (44,8%) é o preditor mais importante de ‘motivações para eWOM’. Enquanto, com base na análise do modelo 2, o ‘senso de pertencimento’ (42,7%) é o mais importante para a intenção de recomendar via eWOM. Além disso, o modelo 1 e o modelo 2 apresentaram valores justos e observações para sua validação.

Contribuições teórico-metodológicas: Ajustou-se um modelo teórico por meio de escalas adaptadas para o estudo. Com isso, foi realizado um levantamento e, com base nos resultados obtidos na amostra, utilizou-se uma abordagem do método da RNA.

Contribuições sociais/de gestão: Este estudo ajuda participantes, administradores, moderadores e outros interessados em grupos de Comida e Bebida do Facebook a entender como eles funcionam e a aproveitar as informações trocadas para projetar estratégias que atendam às necessidades da comunidade.

Palavras-chave: eWOM. Motivações. Intenção de recomendar. Grupos no Facebook. Redes Neurais Artificiais.

Como citar

American Psychological Association (APA)

Souza, L. M. S., Pinochet, L. H. C., & Pardim, V. I. (2023, out./dez.). Prevendo a motivação e a intenção de participar e recomendar grupos de Comida e Bebida no Facebook via eWOM: uma investigação profunda com base na análise da RNA. *Revista Brasileira de Marketing – ReMark*, 22(5), 1921-1954. <https://doi.org/10.5585/remark.v22i5.23229>

¹ Este artigo foi apresentado como um Fast Track no X SINGEP (Simpósio Internacional de Gestão, Projetos, Inovação e Sustentabilidade), ocorrido de 26 a 28 de outubro de 2022.



Introdução

Com o avanço da tecnologia e a disseminação da internet, o ambiente *online* tornou-se um espaço ilimitado de comunicação, possibilitando a conexão com pessoas de todo o mundo, a qualquer hora e em qualquer lugar. Com isso, os usuários ingressam em comunidades virtuais para trocar informações, experiências e ideias e discutir temas de interesse comum, tudo de forma rápida e fácil (Pi et al., 2013; Tobon & Garcia-Madariaga, 2021).

Nesse sentido, as comunidades virtuais são caracterizadas pela reunião *online* de indivíduos que frequentemente interagem, se comunicam e trocam informações de interesse comum (Fisher, 2019). Trata-se de uma nova forma de associação, não mais baseada em laços estreitos, mas na cooperação e troca de informações, saberes e interesses coletivos, com a possibilidade de ampliar suas redes, ainda que privadas do contato físico entre os indivíduos participantes, ramificando-se facilmente, sendo transitórias e independentes de tempo e espaço.

As comunidades virtuais se destacam por reunir pessoas, provavelmente desconhecidas, que se reúnem por um objetivo ou interesse comum, com a possibilidade de formar grupos sociais *online*. Tais grupos podem ser formados em redes sociais como Facebook, Twitter ou Instagram (Guidi et al., 2020). Um dos pontos principais é que a abordagem grupal é centrada no usuário, na qual os indivíduos geralmente se reúnem com base em seus interesses. Além disso, as características dos grupos sociais baseados em conteúdo *online* ainda são pouco conhecidas (Deldjoo, 2020; Rothschild & Aharony, 2022; Wang et al., 2020; Zhuang et al., 2023). Identificar padrões recorrentes em comunidades *online* é um desafio importante que pode revelar informações sobre a estrutura da rede social, mas também padrões de interações, *rending topics* e assim por diante (Michienzi, 2021).

Como terceira rede social mais utilizada, o Facebook tem 130 milhões de usuários, a maioria dos quais acessa a rede por meio de seus celulares (We are social & Hootsuite, 2021). Um dos recursos muito utilizados da plataforma são os grupos, que os usuários podem criar para discutir qualquer coisa de interesse comum às pessoas que participam. Assim como no mundo *offline*, os indivíduos participam de grupos por diversos motivos, como conhecer pessoas *online*, procurar emprego, compartilhar *hobbies* comuns e comprar e vender produtos (Guidi et al., 2020).

Pesquisas anteriores analisaram que a cultura de compartilhamento de mídia social é o fator mais significativo que promove a disposição dos usuários do Grupo Facebook de compartilhar conhecimento (Moser et al., 2017; Pi et al., 2013). Além disso, verificou-se que a

percepção dos usuários é que, para compras e vendas, os grupos são fáceis de usar, convenientes e mais confiáveis do que outras plataformas de compra e venda *online*.

Assim, ao participar de um determinado grupo, os membros efetivamente se sentem parte dele e compartilham um objetivo comum com os outros (Pi et al., 2013), além de se sentirem satisfeitos e quererem compartilhar informações sobre o grupo com outros conhecidos, inclusive convidando-os a participar, ou mesmo com outros usuários nas redes sociais, o que pode ser visto como uma recomendação eWOM dos grupos. De forma simplificada, o eWOM – “boca a boca eletrônica” – é a comunicação entre consumidores para compartilhar experiências sobre um determinado produto, marca ou serviço *online* (Hennig-Thurau et al., 2004; Mukhopadhyay et al., 2022).

Nesse sentido, estudos têm buscado identificar as motivações para a realização do eWOM (Cheung e Lee, 2012; Hennig-Thurau et al., 2004; Hussain et al., 2017; Jeong & Jang, 2011; Sundaram et al., 1998), como mecanismos de recomendação *online* promovem a transmissão e recepção de opiniões por meio do eWOM (Pinochet et al., 2019). Esses fatores influenciam o comportamento do eWOM via redes sociais (Zhang et al., 2017; Mukhopadhyay et al., 2022) e, mais especificamente, as motivações para a realização do eWOM no Facebook (Serra & Soto-Sanfiel, 2014) e sua consequente influência na intenção de compra do consumidor (Erkan & Evans, 2016; Kudeshia & Kumar, 2017).

Em suma, considerando o uso crescente das redes sociais, a importância do Facebook como um dos mais utilizados e a relevância dos grupos de Comida e Bebida no Facebook, além da importância do tema eWOM nas redes sociais (Donthu et al., 2021; Rahaman et al., 2022) e a falta de estudos mais específicos sobre a intenção de recomendar via eWOM de grupos do Facebook, faz-se necessário o desenvolvimento de estudos que envolvam as dimensões significativas para a intenção de recomendar via eWOM de grupos de Comida e Bebida no Facebook.

Portanto, esta pesquisa tem como objetivo prever a motivação e a intenção de participar e recomendar grupos de Comida e Bebida no Facebook, usando uma análise baseada em RNA, incluindo a interação entre os participantes.

O presente trabalho tem como objetivos específicos propor um modelo teórico que contribua para que seja possível compreender a intenção de recomendar via eWOM entre os participantes dos grupos de Comida e Bebida no Facebook e identificar qual dos fatores - qualidade da informação (Chang et al., 2017; Chen) & Cheng, 2009; Chi, 2018; Shah et al., 2020), reciprocidade (Carvalho, 2015; Kankanhalli et al., 2005; Wasko & Faraj, 2005), prazer

em ajudar (Carvalho, 2015; Wasko e Faraj, 2005) e senso de pertencimento (Algesheimer et al., 2005; Carvalho, 2015; Ellison & Boyd, 2008) – é o mais significativo em levar à motivação e intenção de recomendação via eWOM.

Além disso, o uso de Redes Neurais Artificiais (RNAs) como método de *Machine Learning* neste estudo fornece contribuições substanciais, pois se baseia na estrutura do cérebro humano para modelar dados e fazer previsões. Este método é capaz de aprender padrões complexos e não lineares, tornando-se um método promissor para o campo da administração. Métodos lineares como PLS-SEM ou CB-SEM são adequados para modelar relações lineares entre variáveis. No entanto, muitas relações no gerenciamento não são lineares, e a aplicação de RNA permite melhor capacidade de modelagem, maior flexibilidade e menor risco de viés.

Fundamentação teórica

Boca a boca eletrônica (eWOM)

Com o desenvolvimento de novas tecnologias e a disseminação da internet, as redes sociais se estabeleceram como um meio de comunicação amplamente utilizado, mudando inclusive a forma como as pessoas pesquisam, comparam e compram produtos e serviços (Mukhopadhyay et al., 2022). Nesse contexto, a antiga prática de recomendar e falar sobre devoluções de produtos entre os consumidores com a popularização das redes sociais, emergiu como uma versão virtual do *marketing* boca-a-boca (Hussain et al., 2017; Rosário et al., 2020; Serra & Soto-Sanfiel, 2014).

De forma *online*, os consumidores podem se envolver em eWOM positivo quando têm uma experiência positiva com o produto/serviço ou empresa e a compartilha com outras pessoas ou realizar eWOM negativo quando têm uma experiência insatisfatória e expressar opiniões e reclamações (Zhang et al., 2017). Mesmo quando não há intenção direta de recomendar, qualquer opinião ou comportamento *online* do consumidor em relação a um produto/serviço ou empresa pode ser considerado eWOM (Rosario et al., 2020; Rahaman et al., 2022).

Dada a grande quantidade de informações *online*, o usuário deve filtrar o que lhe convém, uma vez que o anonimato da internet pode gerar incertezas sobre essa fonte, representando uma limitação na credibilidade das informações do eWOM. Portanto, a influência do eWOM depende das características da informação, como qualidade, credibilidade, utilidade e comportamento do consumidor sobre a informação, como a necessidade de informação (Erkan & Evans, 2016).

Ao contrário da comunicação boca-a-boca tradicional, o boca a boca (WOM) pode facilmente ganhar grandes dimensões e se espalhar rapidamente, e pode acontecer de diferentes

maneiras, em diferentes canais, e alcançar pessoas diferentes em momentos diferentes. Além disso, quando colocadas na internet, as informações podem ficar disponíveis indefinidamente e serem facilmente acessadas por diversos usuários (Cheung e Thadani, 2012). Assim, quando o eWOM ocorre por meio de redes sociais, ele é classificado como eWOM social, no qual a recomendação ou opinião de um usuário pode influenciar amigos, conhecidos ou potenciais consumidores naquela rede (Kudeshia & Kumar, 2017).

Grupos de comida e bebida no Facebook

A criação de grupos é um dos recursos oferecidos pelo Facebook aos seus usuários, possibilitando interagir e compartilhar informações com pessoas com interesses comuns em um espaço privado, diferente do que ocorre no compartilhamento da rede social (Pi et al., 2013; Zhuang et al., 2023).

Os grupos podem ser criados por qualquer usuário do Facebook, que receberá o papel de administrador do grupo e poderá gerenciar suas configurações. Eles podem ser configurados em duas opções de privacidade, a saber: pública, quando qualquer pessoa dentro ou fora do Facebook pode ver o que os membros postam, comentam e compartilham no grupo, ou privada, quando apenas os membros podem ver publicações, comentários e compartilhamentos no grupo. Quando definido como privado, os administradores também podem selecionar se o grupo ficará visível ou oculto, por exemplo, se alguém poderá encontrar o grupo ou se apenas os membros do grupo poderão encontrá-lo na pesquisa e em outros lugares no Facebook (Guidi et al., 2020).

Esta pesquisa se concentra em grupos categorizados como Comida e Bebida, onde os usuários se reúnem para interagir, trocar diferentes experiências, compartilhar memes e promover produtos e tudo relacionado a alimentos ou bebidas, incluindo grupos específicos para diferentes interesses dentro desta categoria.

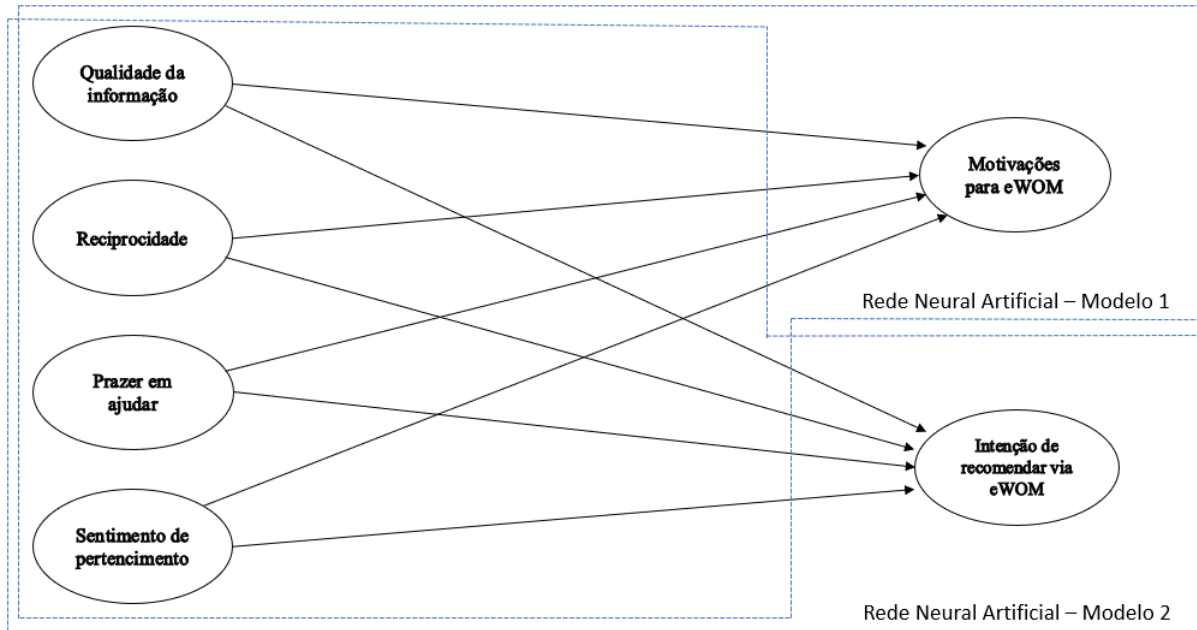
Concepção do modelo teórico para aplicação em redes neurais artificiais

Para buscar respostas para esta pesquisa, desenvolvemos um modelo estrutural contendo os construtos que adaptamos para esse contexto. Esta seção apresenta o modelo teórico proposto (Figura 1), desenvolvido a partir da teoria descrita nas subseções seguintes em seus respectivos construtos. As referências seminais seguiram as escalas correspondentes: qualidade da informação (Chang et al., 2017; Chen Cheng, 2009; Chi, 2018; Shah et al., 2020), reciprocidade (Carvalho, 2015; Kankanhalli et al., 2005; Wasko & Faraj, 2005), prazer em ajudar (Carvalho, 2015; Wasko e

Faraj, 2005), sentimento de pertencimento (Algesheimer et al., 2005; Carvalho, 2015; Ellison & Boyd, 2008), motivação eWOM (Hennig-Thurau et al., 2004; Jeong & Jang, 2011; Sundaram et al., 1998) e intenção de recomendar via eWOM (Chiang, 2018; Chiang et al., 2017).

Gráfico 1

Modelo Teórico



Fonte: Elaborado pelos autores.

A estrutura de uma rede neural é composta por uma camada de entrada (variáveis independentes) e uma camada de saída (variável dependente). Neste modelo teórico, foi possível encontrar duas redes neurais artificiais (RNA) para permitir o teste separado de duas variáveis dependentes (‘Motivações para eWom’ e ‘Intenção de recomendar via eWOM’). Na literatura, a ‘motivações para eWOM’ pode frequentemente aparecer como uma variável dependente em estudos sobre comunidades em redes sociais (Hennig-Thurau et al., 2004; Jeong & Jang, 2011; Sundaram et al., 1998), bem como a intenção de recomendar via eWOM (Chiang, 2018; Chiang et al., 2017; Rahaman et al., 2022).

Nesse método, não há hipóteses pré-formuladas para relações causais. Como resultado, serão verificadas medidas do nível de importância de cada variável independente. Portanto, é uma característica do método (Leong et al., 2013; Liébana-Cabanillas et al., 2017).

Intenção de recomendar via eWOM (IR)

A comunicação eWOM refere-se a qualquer declaração feita no ambiente *online* sobre um produto, serviço ou empresa, que pode ser positiva ou negativa. Essas recomendações transformam indivíduos experientes em fontes confiáveis e influentes de informação, encorajando aqueles que ainda estão no processo de tomada de decisão (Chiang et al., 2017; Hennig-Thurau et al., 2004; Rahaman et al., 2022).

Assim, os consumidores tentam influenciar a decisão de compra de amigos, conhecidos e outros potenciais consumidores por meio de suas recomendações *online*, facilitando esse processo de decisão e, ao mesmo tempo, ajudando a empresa em suas vendas (Kudeshia e Kumar, 2017). Por outro lado, antes de tomar uma decisão de compra, os consumidores tendem a buscar fontes *online* de recomendação, seja por meio de comentários ou relatos de experiência, preferindo informações de fontes consideradas mais experientes (Yang, 2013).

Além disso, o consumidor deve filtrar as informações contidas na recomendação considerando sua qualidade, se é apenas persuasiva, falando superficialmente sobre o produto/serviço e sendo convincente sobre sua opinião, ou se é completa, fornecendo detalhes e informações suficientes.

Além disso, como observado em estudos anteriores, recomendar a outros reduz a tensão causada pela experiência de consumo, permite que a pessoa ganhe atenção dos outros, mostre conhecimento, sugira *status*, sugira posse de informações privilegiadas e afirme superioridade. Nesse sentido, os indivíduos estarão mais propensos a compartilhar experiências e ter confiança para sugerir ou recomendar algo a outros (Chiang et al., 2017; Hennig-Thurau et al., 2004).

Motivações para eWOM (MO)

O eWOM é caracterizado pela troca de experiências, positivas ou negativas, a respeito de um produto, serviço, marca ou empresa, diferenciando-se do WOM por ocorrer essencialmente na internet. Dada a dimensão do ambiente virtual e a possibilidade de permanecer anônimo, questiona-se o que motivaria indivíduos que não se conhecem a ajudar compartilhando informações e opiniões *online*, sem garantia de receber algo em troca (Killian et al., 2016).

Dada a proximidade nos conceitos de WOM e eWOM, pode-se considerar as motivações para gerar WOM aplicáveis ao eWOM. De acordo com estudo anterior, é possível identificar as principais motivações para o eWOM como a preocupação com outros

consumidores, expressando sentimentos positivos, benefícios sociais e incentivos econômicos. (Hennig-Thurau et al., 2004).

Da mesma forma, outros estudos constataram que as principais motivações para o eWOM positivo são o altruísmo, o envolvimento com o produto e a busca pelo autoaperfeiçoamento, além da preocupação com outros consumidores, o desejo de expressar sentimentos positivos e a disposição para ajudar a empresa (Jeong & Jang, 2011; Sundaram et al., 1998).

No entanto, observa-se que algumas dessas motivações podem ser vistas como positivas e negativas, por exemplo, o indivíduo pode ser motivado por seu altruísmo para realizar eWOM positivo e ajudar outros consumidores compartilhando sua boa experiência com um serviço específico (Hu & Kim, 2018).

Qualidade da informação (QI)

A qualidade da informação refere-se à completude, personalização, relevância, segurança e compreensibilidade do conteúdo disponibilizado a quem o consome (Chi, 2018). Por meio da disponibilidade de informações precisas, atuais, completas, tempestivas e compreensíveis no ambiente *online*, a qualidade da informação pode interferir nas escolhas dos usuários, possibilitando comparar produtos ou serviços, aproveitar melhor as compras e escolher as melhores opções (Chang et al., 2017; Shah et al., 2020).

Portanto, ao utilizar essa escala, estudos recentes têm buscado compreender se a qualidade da informação é um fator determinante na percepção de utilidade e facilidade de uso de sites de compras por meio de dispositivos móveis (Chi, 2018), além de analisar se a percepção da qualidade geral de um *site* afeta a intenção de compra (Chang et al., 2017; Rahaman et al., 2022) e confirmam que a qualidade da informação eWOM está positivamente relacionada com a utilidade da informação eWOM, sendo um dos principais fatores que influenciam a intenção de compra do consumidor (Erkan & Evans, 2016).

Assim, o conceito de qualidade da informação é colocado como uma das dimensões da qualidade do serviço realizado pelos grupos, considerando que, de várias maneiras, o que os grupos têm a oferecer se resume principalmente em informações. Assim, observa-se na literatura que a qualidade dos serviços influencia o envolvimento do consumidor no comportamento do eWOM.

Reciprocidade (RE)

A reciprocidade é um comportamento intrínseco do indivíduo para responder a um comportamento que pode ser tanto positivo ao recompensar aqueles que foram gentis conosco quanto prejudicial ao punir aqueles que foram maus (Caliendo et al., 2012; Yang, 2019; Li, 2021).

Os indivíduos mantêm uma troca contínua, devolvendo o que recebem dos outros com base em um senso mútuo de obrigação. Dessa forma, quando há forte reciprocidade em uma comunidade, uma contribuição contínua é assegurada, pois os indivíduos acreditam que seus esforços para contribuir com conhecimento serão recompensados quando precisarem (Wasko & Faraj, 2005).

Estudos anteriores observaram que a reciprocidade é uma das principais razões para a realização de eWOM positivo e um motivador significativo para a contribuição do conhecimento quando não há obrigação de cooperar, por meio de regras de grupo, por exemplo (Carvalho, 2015; Kankanhalli et al., 2005). Também foi observado anteriormente que a reciprocidade influencia a recomendação de comportamento nas redes sociais (Cheung & Lee, 2012; Gharib et al., 2020).

Prazer em ajudar (PA)

O prazer de ajudar está relacionado ao altruísmo quando as pessoas se sentem bem em ajudar os outros e não esperam nada em troca. Portanto, o prazer em ajudar o indivíduo a sentir-se torna-o mais propenso a contribuir, por exemplo, com seu conhecimento (Kankanhalli et al., 2005; Lee e Fiore, 2023).

Parte disso também ocorre porque os indivíduos com essa motivação acreditam que o conhecimento é algo que deve ser compartilhado, além de terem consciência de que, em algum momento do passado, alguém os ajudou compartilhando conhecimento quando precisavam, então esse conceito se relaciona com reciprocidade (Wasko e Faraj, 2005).

Da mesma forma, nas comunidades *online*, o prazer de ajudar está na satisfação pessoal de ajudar os outros compartilhando seus conhecimentos. Pode até ser visto como um dos benefícios de contribuir com informações *online* e uma das razões por trás da comunicação eWOM (Cheung & Lee, 2012).

Assim, ao utilizar essa escala, estudos constataram que o prazer por ajudar diretamente influencia o eWOM, sendo fundamental para sua propagação, seja para ajudar outros consumidores a tomarem decisões ou para poupá-los de experiências negativas, o que também

o torna um dos motivos para promover o WOM negativo (Alexandrov et al., 2013; Cheung e Lee, 2012). Além disso, verificou-se que o prazer em ajudar outros consumidores influencia diretamente nas motivações para se envolver no eWOM (Carvalho, 2015).

Sentimento de pertencimento (SP)

O sentimento de pertencimento está relacionado ao envolvimento emocional com um grupo, onde o indivíduo se identifica como parte de uma comunidade e compartilha objetivos comuns com os outros (Cheung e Lee, 2012). Assim, ao identificar-se com a comunidade, o indivíduo compartilha uma identidade coletiva e envolve-se emocionalmente com ela, fato que implica um compromisso afetivo com o grupo, além de concordar com as normas, tradições, objetivos e comprometer-se a promover seu bem-estar (Algesheimer et al., 2005).

Da mesma forma, o sentimento de pertencimento nas redes sociais ocorre quando o usuário se envolve e se sente parte de uma comunidade ou grupo online, participando efetivamente dele e se comunicando com outros usuários (Chai & Kim, 2012). Nos grupos do Facebook, os membros têm um forte senso de pertencimento, uma vez que são formados por usuários com interesses comuns que podem compartilhar informações em seu próprio espaço privado (Pi et al., 2013).

Assim, estudos anteriores sugerem que o sentimento de pertencimento está significativamente relacionado à intenção de realizar o eWOM (Cheung e Lee, 2012; Rahaman et al., 2022), sendo um dos principais motivos para a realização de eWOM positivo (Carvalho, 2015). Além disso, verificou-se que o sentimento de pertencimento impacta positivamente o comportamento de contribuir com conhecimento nas redes sociais (Chai e Kim, 2012).

Aspectos metodológicos da pesquisa

Coleta de dados e amostra

Uma pesquisa foi realizada por grupos brasileiros na categoria Comida e Bebida no Facebook em novembro de 2021. O Facebook foi escolhido como plataforma de mídia social para a pesquisa porque tinha o maior número de usuários no Brasil na época da pesquisa, cerca de 130 milhões. Além disso, a plataforma ofereceu melhores condições para a criação de grupos temáticos de discussão.

Constatou-se o interesse desse grupo de pesquisa, no qual os membros interagem constantemente, perguntando ou compartilhando receitas, pedindo orientações, recomendando restaurantes, produtos ou serviços relacionados a comidas e bebidas e postando *feedbacks*, positivos e negativos, de restaurantes, produtos ou serviços relacionados a comidas e bebidas.

Além disso, todos foram convidados a participar, dependendo da aprovação de administradores e moderadores. Alguns critérios foram estabelecidos para descartar grupos fora do escopo desta pesquisa, mantendo-se apenas aqueles que melhor se adequassem ao tema do estudo.

A escolha desses grupos justifica-se por serem uma valiosa fonte de dados sobre hábitos de consumo de comidas e bebidas (informações que podem ser utilizadas para entender tendências de mercado e novas oportunidades e desenvolver produtos e serviços inovadores); os grupos são um canal de comunicação eficaz para empresas e organizações (promoção de produtos e serviços, construção de relacionamento com clientes e obtenção de *feedback*); Por fim, os grupos são uma poderosa ferramenta de marketing (ajuda as empresas a atingirem seu público-alvo e gera oportunidades empreendedoras).

Dos 92 grupos previamente selecionados, apenas 38 foram considerados para o estudo, seguindo os critérios de seleção (sedentarismo, compartilhamento apenas de anúncios, foco exclusivo na oferta de vagas de emprego, marcas vinculadas a influenciadores, exclusivo para apenas um alimento ou bebida). Destes, apenas doze possuem moderadores que autorizaram os participantes a colaborar com o estudo.

Os dados foram obtidos por meio de um processo de amostragem não paramétrico por conveniência, por meio de um questionário publicado na plataforma de pesquisa *online* QuestionPro, que foi divulgado aos grupos selecionados para a pesquisa. Dos participantes, 369 completaram a pesquisa e, após a purificação dos dados, utilizando o critério de Distância de Mahalanobis (D^2) para identificar *outliers* ($n=24$), restaram 345 respondentes. Assim, para o teste *post hoc*, considerou-se uma amostra de 345 indivíduos, com tamanho de efeito igual a 0,15, $p < 0,05$ e 5 preditores. O resultado foi um f^2 igual a 2,24 e o poder amostral ($1-\beta$ err prob) de 99,99%. Para este estudo, foi realizado um pré-teste com 20 indivíduos (incluídos na amostra total) para verificar a compreensão do instrumento de pesquisa. Após o pré-teste, não foi necessário ajustar o instrumento de pesquisa. Finalmente, como não faltavam dados, não foi necessário utilizar um método de imputação. Para a análise dos dados, foi utilizado o *software* IBM SPSS.

Desenvolvimento de instrumentos

A pesquisa inclui uma parcela sociodemográfica do perfil do respondente e escalas psicométricas do modelo proposto. O apêndice apresenta os construtos, as asserções correspondentes e as referências utilizadas para as escalas. O modelo foi construído com 33 questões ancoradas em uma escala tipo Likert de cinco pontos (1 = “discordo totalmente” a 5 =

“concordo totalmente”). Elaborou-se um questionário com assertivas de diversas escalas, adaptando-as para o estudo. A escolha dos construtos baseou-se em um estudo bibliométrico, que permitiu uma síntese dos resultados obtidos em estudos anteriores, aumentando o poder analítico e a precisão na avaliação dos construtos que foram combinados a partir de diferentes estudos (Borenstein et al., 2021; Rahaman et al., 2022).

No entanto, na fase de ajuste do modelo (análise fatorial exploratória foi utilizada para essa etapa), 7 itens foram excluídos (QI1, QI3, QI4, RE1, SP4, SP6 e SP7), totalizando 27 afirmações (ver Apêndice). Em seguida, foi realizada a análise de importância utilizando o método de Redes Neurais Artificiais (RNA).

Viés de método comum e viés de não resposta

Como os dados são primários, foi necessário garantir que nenhum viés sistemático influenciasse as informações coletadas. A variância do método comum foi verificada aplicando-se o teste unifatorial de Harman (Podsakoff & Organ, 1986) aos 27 itens. A variância extraída do primeiro componente foi de 42,84%, inferior ao mínimo de 50%, o que valida o teste. Além disso, também foi realizada a análise do viés de não resposta, que buscou comparar duas subamostras em um teste T para verificar se haveria diferença entre as médias, o que não foi verificado, para que fosse possível realizar a pesquisa com a amostra total. Ao realizar esses testes, verificou-se que tanto o viés do método comum quanto o viés de não resposta não representam um problema para a continuidade da pesquisa.

Redes neurais artificiais

Este estudo utiliza uma abordagem quantitativa com o emprego do método de Redes Neurais Artificiais (RNA). Como os outros métodos lineares capturam apenas relações lineares, o método ANN foi usado para identificar relações lineares e não lineares, além de aprender com o treinamento (Leong et al., 2020; Liébana-Cabanillas et al., 2017). Assim, o uso de uma abordagem de RNA mostra-se vantajoso para tirar proveito da não-linearidade em modelos preditivos.

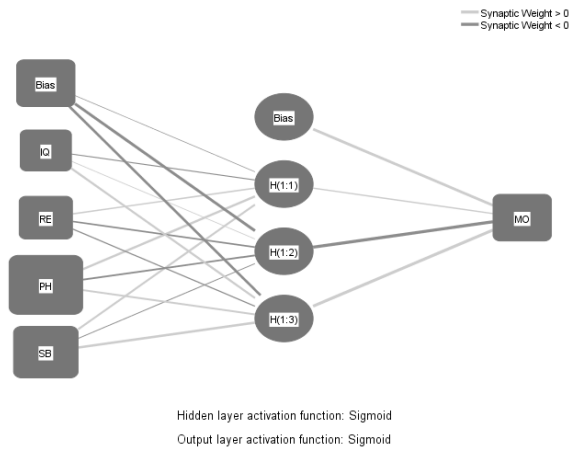
Haykin (1998) define uma RNA como um processador distribuído massivamente paralelo composto por unidades de processamento simples, que têm uma propensão neural para armazenar conhecimento experimental e disponibilizá-lo para uso para um propósito específico.

Assim como em pesquisas anteriores (Leong et al., 2013; Liébana-Cabanillas et al., 2017), o modelo da RNA determina a importância relativa de cada variável independente do

modelo. Dois modelos de RNA foram propostos com base no modelo, como exemplos nas Figuras 2 e 3.

Gráfico 2

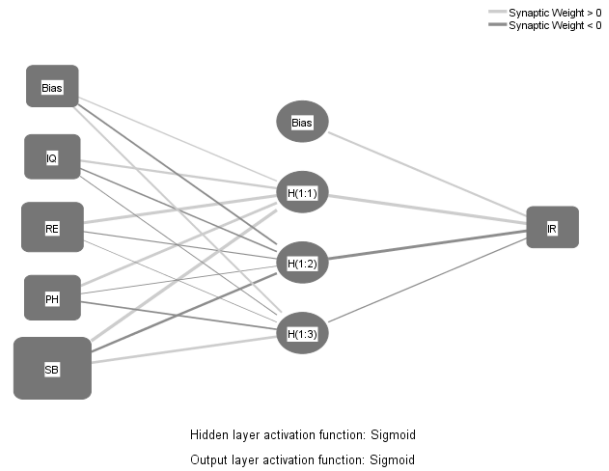
Modelo Neural 1



Fonte: Saída do *software* IBM SPSS.

Gráfico 3

Modelo Neural 2



Fonte: Saída do *software* IBM SPSS.

No modelo ANN 1, as covariáveis são as quatro variáveis independentes do modelo (IQ, RE, PA e SP), enquanto a variável dependente é motivações para eWOM (MO). No modelo da RNA 2, as quatro variáveis independentes foram mantidas, mas a intenção de recomendar via eWOM (RI) foi utilizada como variável dependente.

O algoritmo de treinamento de perceptron multicamadas (MPTA) foi usado para treinar as redes neurais. O MPTA possuía quatro variáveis independentes imputadas (QI, RE, PA e SP), 3 camadas ocultas (calculadas automaticamente pelo software em geral, o número de camadas ocultas representa 2/3 do número de variáveis imputadas) e uma camada de saída, que seria a variável dependente – intenção de recomendar via eWOM (RI). Assim, a média dos itens de cada variável (\bar{v}_i), os itens foram normalizados [0,1] pela expressão: $\bar{x}_i = \frac{\bar{v}_i - 1}{4}$.

Este processo de pesquisa utilizou a função sigmoide para ativar neurônios para camadas ocultas e de saída (Leong et al., 2013). O modelo básico de RNA utiliza um processo de aprendizagem supervisionado no qual as saídas são conhecidas e usadas em treinamento (com algoritmo de otimização de gradiente descendente). O algoritmo Feedforward Propagation Back-Propagation (FFBP) para predição e classificação foi assumido como uma

análise avançada de regressão múltipla (ARM) capaz de lidar com relações complexas e não lineares.

A função de curva sigmoide foi utilizada para ativar a camada de saída e a camada oculta. Esta é uma boa maneira de modelar comportamentos não-lineares, assumindo valores entre 0 (não-ativação) e 1 (ativação). Para mensurar a acurácia do modelo, utilizou-se o Root Mean Square Error (RMSE), calculado com base nas expressões abaixo.

$$SSE = \sum_{t=1}^n (Q_t - \hat{Q}_t)^2 \text{ e } RMSE = \sqrt{\frac{SSE}{n}},$$

onde Q_t estão os dados observados (Q) no tempo t , \hat{Q}_t é o valor previsto no tempo t e n é a quantidade de dados.

Resultados

Caracterização dos respondentes

As circunstâncias sociodemográficas da amostra são detalhadas em sexo, idade, escolaridade, renda e estado civil. Observa-se que a maioria dos 345 respondentes da amostra, 93,62% ($n=323$), é do sexo feminino. No entanto, foi possível utilizar a amostra completa após a mensuração do teste T multigrupo entre as médias dos construtos e a variável categórica sexo, indicando semelhanças nas médias dos respondentes. Além disso, é fundamental ressaltar que a maioria dos participantes da comunidade é constituída e gerida por mulheres. Os resultados mostram que 44,35% ($n=153$) dos entrevistados têm entre 18 e 25 anos. Quanto à escolaridade, 28,12% ($n=97$) estão cursando graduação, enquanto quanto à renda, a maior parte da amostra, 69,86% ($n=241$), declara ter renda inferior a R\$4.400,00 (US\$835,85). Por fim, 58,84% ($n=203$) dos entrevistados declararam o estado civil como solteiros.

Nas variáveis renda e estado civil, independentemente do sexo, a concentração de respostas está no que foi contemplado pela maioria da amostra total. Portanto, observou-se também que para ambos os grupos, masculino (50%) e feminino (44%), a idade está entre 18 e 25 anos. Quanto à escolaridade, a maioria dos homens está cursando graduação (45,5%), e a maioria das mulheres está estudando (26,9%) ou já concluiu a graduação (23,2%).

Análise fatorial exploratória (AFE)

Neste estudo, uma AFE foi empregada para examinar o conjunto de dados e identificar as inter-relações entre os conceitos integrados representados pelos itens do grupo. Cada item que compunha as escalas selecionadas foi analisado, com foco na identificação de fatores

comuns subjacentes às variáveis observadas. A técnica estatística de rotação varimax foi utilizada para esclarecer a relação entre esses fatores, ajustando as coordenadas derivadas da análise de componentes principais. A análise inicial concentrou-se nas escalas de inovação, confiança, utilidade percebida, influência social e otimismo. As matrizes de comunalidade dessas escalas foram examinadas, e o critério de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) e o Teste de Esfericidade de Bartlett foram utilizados. Os valores de KMO indicaram resultados excelentes para todas as escalas, pois um valor acima de 0,8 é considerado favorável. Além disso, o Teste de Esfericidade de Bartlett produziu resultados significativos para todas as escalas, com $p < 0,001$ (Hair et al., 2018).

Após esses procedimentos, cargas fatoriais cruzadas foram observadas, e certas variáveis foram excluídas com base em seu valor de extração (h^2) para minimizar fatores complexos e maximizar a variância das cargas fatoriais. Posteriormente, os resultados demonstraram unidimensionalidade (com escore $> 0,5$ no respectivo fator) e baixa carga cruzada (com escore $< 0,4$ nos demais fatores) para as demais variáveis. Além disso, todas as variáveis apresentaram ajustes adequados devido à comunalidade (com $h^2 < 0,5$) e apresentaram coeficientes fortes ($> 0,4$). Conseqüentemente, as cargas fatoriais dos itens da escala foram ajustadas a um único fator para cada respectiva escala. Esses ajustes resultaram em valores satisfatórios para explicar a variância total da amostra e foram confirmados por meio da análise da confiabilidade por meio do alfa de Cronbach (ver Tabela 1). Todas as cargas fatoriais foram $\geq 0,70$, indicando excelente confiabilidade segundo Comrey e Lee (2013). Finalmente, os seis fatores apresentaram variância total explicada aceitável acima de 60%, conforme indicado na Tabela 1. Os dados sobre comunalidades e cargas fatoriais para cada item são apresentados no Apêndice. Por fim, as médias dos itens validados na AFE foram agrupadas para a etapa da RNA.

Tabela 1*Resultados Obtidos por Análise Fatorial Exploratória*

Variáveis	Número de itens	KMO	Teste de Esfericidade	% variância total	α
QI	5	0,847	$p < 0,001$	60,82%	0,838
RE	5	0,828	$p < 0,001$	66,14%	0,871
PA	3	0,689	$p < 0,001$	75,96%	0,837
SP	4	0,772	$p < 0,001$	60,47%	0,779
MO	5	0,866	$p < 0,001$	67,67%	0,879
IR	4	0,786	$p < 0,001$	65,01%	0,817

Medição por redes neurais artificiais

Para cada modelo, foi realizada uma validação cruzada de dez vezes, utilizando 90% dos dados como treinamento, sendo um conjunto de estimativas utilizado para treinar a rede neural e os outros 10% como teste para medir a acurácia da rede treinada, que deveria abranger de 10% a 25% da amostra (Alam et al., 2020; Leong et al., 2020; Zabukovšek et al., 2019). As Tabelas 2 e 3 mostram os valores de RMSE para cada modelo, e as Figuras 7 e 8 mostram os respectivos gráficos com os valores de RMSE.

A média dos valores do RMSE do modelo 1 para treinamento é de 0,080, enquanto para o teste é de 0,081. No modelo 2, para treinamento, é de 0,108, e para teste, é de 0,122. Portanto, com base nos baixos valores de RMSE, pode-se concluir que os modelos de rede são confiáveis na captura das relações numéricas entre os preditores e a saída (Leong et al., 2013; Liébana-Cabanillas et al., 2017; Ooi & Tan, 2016; Zabukovšek et al., 2019).

Tabela 2

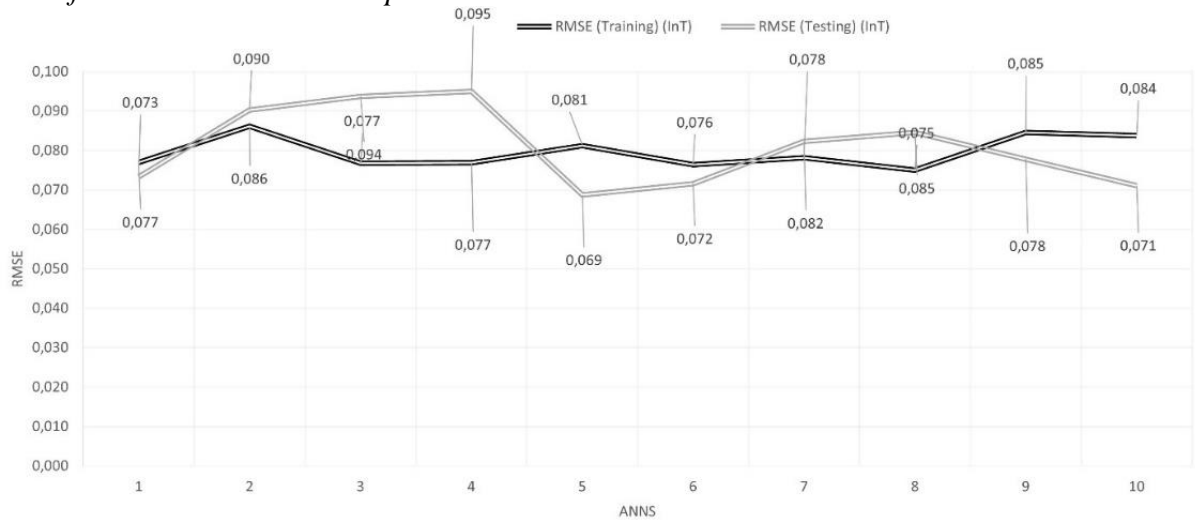
Valores de RMSE para o Modelo RNA 1 - Variável Dependente: Motivações para eWOM

Treinamento			Teste			
n	SSE	RMSE	n	SSE	RMSE	RMSE(Treinamento)- RMSE (Teste)
306	1,816	0,077	39	0,210	0,073	0,004
312	2,315	0,086	33	0,269	0,090	0,004
312	1,838	0,077	33	0,290	0,094	0,017
307	1,815	0,077	38	0,343	0,095	0,018
302	1,994	0,081	43	0,203	0,069	0,012
314	1,834	0,076	31	0,159	0,072	0,004
305	1,864	0,078	40	0,271	0,082	0,004
311	1,750	0,075	34	0,243	0,085	0,010
305	2,181	0,085	40	0,242	0,078	0,007
308	2,163	0,084	37	0,187	0,071	0,013
Média	1,957	0,080	Média	0,242	0,081	0,001
Padrão desvio	0,195	0,004	Desvio padrão	0,054	0,010	0,006

Fonte: Dados da pesquisa.

Gráfico 4

Gráfico com Valores RMSE para o Modelo 1 da RNA



Fonte: Dados da pesquisa.

Tabela 3

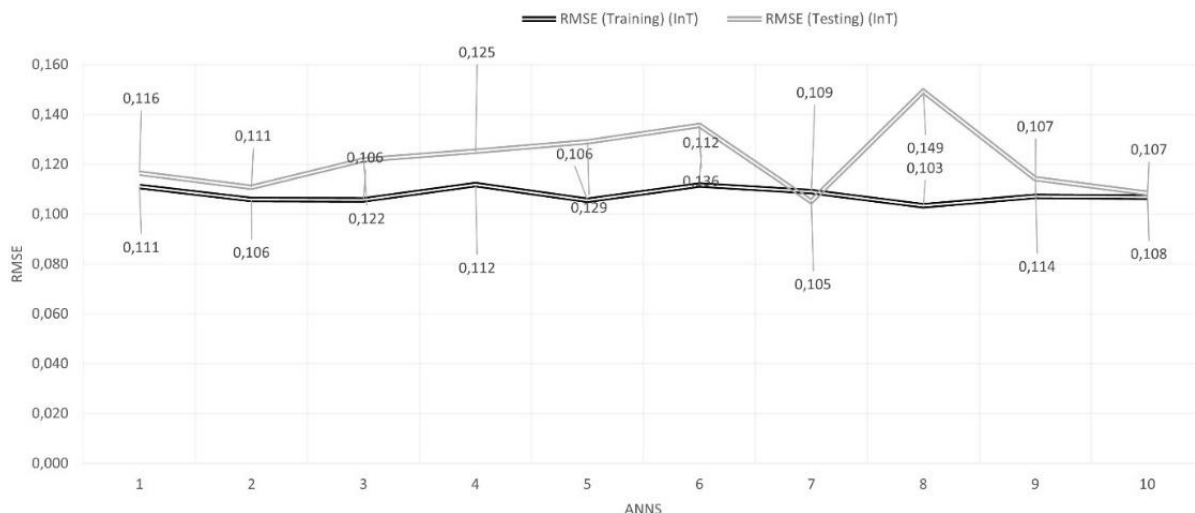
Valores de RMSE para o modelo RNA 2 – Variável Dependente: Intenção de Recomendação via eWOM

Treinamento			Teste			
n	SSE	RMSE	n	SSE	RMSE	RMSE(Treinamento)- RMSE (Teste)
311	3,839	0,111	34	0,461	0,116	0,005
305	3,418	0,106	40	0,490	0,111	0,005
308	3,438	0,106	37	0,549	0,122	0,016
299	3,737	0,112	46	0,721	0,125	0,013
316	3,519	0,106	29	0,483	0,129	0,023
308	3,838	0,112	37	0,681	0,136	0,024
302	3,585	0,109	43	0,475	0,105	0,004
316	3,377	0,103	29	0,646	0,149	0,046
301	3,456	0,107	44	0,574	0,114	0,007
307	3,506	0,107	38	0,447	0,108	0,001
Média	3,571	0,108	Média	0,553	0,122	0,014
Desvio padrão	0,173	0,003	Desvio padrão	0,099	0,014	0,011

Fonte: Dados da pesquisa.

Gráfico 5

Gráfico com Valores RMSE para o Modelo RNA 2



Fonte: Dados da pesquisa.

Para validar um modelo de RNA, não é possível fixar o valor limite para o RMSE (Tabelas 2 e 3). Devemos olhar para a comparação do RMSE de ambos os conjuntos de dados de teste e treinamento. Se o modelo for bom, o RMSE dos dados de teste será bastante semelhante ao conjunto de dados de treinamento. Caso contrário, podemos identificar as seguintes condições: $RMSE \text{ de teste} > RMSE \text{ de treinamento}$ sobreajustando os dados ou $RMSE \text{ de teste} < RMSE \text{ de treinamento} \Rightarrow$ subajustando os dados. As Figuras 4 e 5 mostram a comparação entre os valores de RMSE, mostrando que as ocorrências de sobre-ajuste e sub-ajuste nesta pesquisa foram semelhantes.

O desempenho da análise de sensibilidade foi calculado pela média da importância das covariáveis na predição da saída para as dez redes, como mostram as Tabelas 4 e 5 (Alam et al., 2020; Leong et al., 2013; Leong et al., 2020). A importância do preditor mede o quanto o valor previsto do modelo de rede muda para diferentes valores dos preditores. Os valores de importância foram divididos pelo maior valor de importância e apresentados em porcentagem para calcular os valores de importância normalizados.

Tabela 4

Análise de Sensibilidade para o Modelo de RNA 1 - Variável Dependente: Motivações para eWOM

Rede Neural Artificial (RNA)	QI	RE	PA	SP
RNA (I)	0,117	0,147	0,433	0,304
RNA (II)	0,068	0,239	0,326	0,366
RNA (III)	0,115	0,170	0,435	0,280
RNA (IV)	0,129	0,179	0,452	0,240
RNA (V)	0,207	0,066	0,449	0,278
RNA (VI)	0,116	0,148	0,440	0,297
RNA (VII)	0,101	0,115	0,481	0,304
RNA (VIII)	0,103	0,125	0,483	0,289
RNA (IX)	0,036	0,040	0,466	0,459
RNA (X)	0,112	0,079	0,512	0,297
Importância média	0,110	0,131	0,448	0,311
Importância normalizada (%)	24,7	29,2	100,0	69,6

Fonte: Dados da pesquisa.

Tabela 5

Análise de Sensibilidade para o Modelo 2 da RNA – Variável Dependente: Intenção de Recomendação via eWOM

Rede Neural Artificial (RNA)	QI	RE	PA	SP
RNA (I)	0,199	0,280	0,099	0,422
RNA (II)	0,205	0,121	0,207	0,467
RNA (III)	0,151	0,133	0,249	0,467
RNA (IV)	0,234	0,232	0,247	0,287
RNA (V)	0,188	0,149	0,245	0,418
RNA (VI)	0,280	0,160	0,265	0,295
RNA (VII)	0,138	0,116	0,230	0,516
RNA (VIII)	0,184	0,097	0,256	0,463
RNA (IX)	0,195	0,097	0,249	0,460
RNA (X)	0,150	0,162	0,215	0,474
Importância média	0,192	0,155	0,226	0,427
Importância normalizada (%)	45,1	36,2	53,0	100,0

Fonte: Dados da pesquisa.

As redes neurais foram capazes de captar a existência de relações não colineares entre qualidade da informação, reciprocidade, prazer em ajudar, senso de pertencimento e motivações para eWOM, bem como entre as variáveis independentes do modelo e a intenção de recomendar via eWOM. Com base nas revisões do modelo 1, o prazer em ajudar ($\bar{x}_{PA} = 44,8\%$) é o preditor mais importante das motivações para eWOM, seguido por um senso de pertencimento ($\bar{x}_{SP} = 31,1\%$), reciprocidade ($\bar{x}_{RE} = 13,1\%$) e qualidade da informação ($\bar{x}_{QI} = 11,0\%$). Enquanto,

com base na análise do modelo 2, o sentimento de pertencimento ($\bar{x}_{SP} = 42,7\%$), é o mais importante para a intenção de recomendar via eWOM, seguido pelo prazer em ajudar ($\bar{x}_{PA} = 22,6\%$), qualidade da informação ($\bar{x}_{QI} = 19,2\%$) e reciprocidade ($\bar{x}_{RE} = 15,5\%$).

Discussão

Como resultado, com base nas revisões do modelo 1, o “prazer em ajudar” (44,8%) é o preditor mais importante das ‘motivações de eWOM’. Enquanto, com base na análise do modelo 2, o “senso de pertencimento” (42,7%) é o mais importante para a intenção de recomendar via eWOM.

Os resultados desses construtos indicam que as relações pessoais são a base da comunidade moderna. As comunidades unem as pessoas em torno de uma experiência compartilhada e geram uma percepção de fazer parte de algo maior, como visto no construto ‘senso de pertencimento’ (Chai & Kim, 2012; Cheung e Lee, 2012). À luz disso, os usuários da comunidade estão encontrando maneiras mais inclusivas e expansivas de criar espaços colaborativos em torno de uma necessidade (por exemplo, fomentar o empreendedorismo) ou interesse comum, como visto no construto ‘prazer em ajudar’ (Cheung & Lee, 2012; Kankanhalli et al., 2005).

Em seguida, são discutidos alguns resultados (teste T e ANOVA) que corroboraram a compreensão do perfil demográfico e o uso de comunidades, relacionando-os a cada uma das variáveis independentes que mediram o nível de importância da RNA (Leong et al., 2013; Liébana-Cabanillas et al., 2017; Ooi & Tan, 2016; Zabukovšek et al., 2019).

A idade foi considerada uma variável de agrupamento para verificar se havia relação com a “qualidade da informação”. Após ANOVA, observou-se que o grupo de 18 a 25 anos apresentou maior média, o que se explica pelo fato de ser uma geração mais crítica quanto ao conteúdo de comidas e bebidas ($F_{(3, 341)}=3,974$; $p= 0,008$; O teste de Tukey indica que a diferença está em $\bar{x}_{de 18 a 25 anos} = 3,54$; $s = 0,75$). Observou-se também que usuários mais experientes acessando grupos do Facebook têm melhor percepção de ‘qualidade da informação’ ($t_{(343)}=2,772$; $p=0,006$), o que pode ser explicado pelo fato de que usuários mais experientes em acessar estão mais acostumados a lidar com o fluxo de informações nos grupos, conseguindo filtrar e localizar melhor o que é interessante para eles.

Assim, por meio da análise para compreender a interação do construto reciprocidade com a população amostral, observou-se que, quando a variável sexo está relacionada ao construto reciprocidade, não há diferença entre os grupos masculino e feminino ($t_{(343)}=1,116$;

$p=0,265$), mostrando que ambos são recíprocos na mesma intensidade, conforme apresentado no estudo de Cheung e Lee (2012). Além disso, observou-se que os usuários com maior experiência em acessar grupos do Facebook são mais recíprocos ($t_{(343)}=2,837$; $p=0,005$), assim como os usuários que se consideram dominadores de recursos tecnológicos relacionados aos grupos do Facebook ($t_{(343)}= 2,248$; $p=0,025$).

Pessoas que trabalham no segmento de comidas e bebidas também foram mais recíprocas ($t_{(343)}=2,798$; $p=0,005$), como afirmam Gharib et al (2020). Cabe salientar que isso pode ser explicado considerando que é do interesse dessa categoria de participantes que os demais tenham todas as informações necessárias, principalmente em relação a algo que vendem.

O construto prazer em ajudar mostrou-se importante na análise de redes neurais, sendo a variável independente mais importante para a motivações para eWOM. Esse resultado pode ser compreendido pelo fato de que o ‘prazer em ajudar’ é um dos fatores mais significativos para as motivações para eWOM, conforme identificado na literatura (Carvalho, 2015). A atitude de ajudar outros membros do grupo surge do altruísmo inerente ao indivíduo, que é motivado a compartilhar informações sem expectativa de receber nada em troca e se sente bem com isso.

Assim, nas análises realizadas entre o construto prazer em ajudar com a população amostral, observou-se que homens e mulheres apresentam nível semelhante de prazer em ajudar ($t_{(343)}=1,260$; $p=0,209$). Além disso, de acordo com os estudos de Cheung e Lee (2012) e Kankanhalli et al (2005) observou-se que usuários mais experientes em acessar grupos do Facebook ($t_{(343)}=4,586$; $p<0,001$) e que consideram dominar recursos tecnológicos relacionados a grupos do Facebook ficam mais felizes em ajudar ($t_{(343)}= 5,341$; $p<0,001$), o que pode ser justificado pelo fato de esses usuários terem maior hábito, devido à experiência, e facilidade de fazê-lo, devido ao domínio dos recursos tecnológicos (Moser et al., 2017; Pi et al., 2013).

Na análise das redes neurais, o ‘senso de pertencimento’ apresentou o maior grau de importância para a intenção de recomendar via eWOM dos grupos. Isso pode ser explicado por Cheung e Lee (2012) que o ‘sentimento de pertencimento’ que gera satisfação nos participantes, o que torna propício recomendar e falar bem de algo que eles sentem que fazem parte de um grupo, como observado por Chai e Kim (2012).

Assim, foram analisadas as interações do construto senso de pertencimento com a população amostral. Quando relacionada à variável sexo, verificou-se que os respondentes do grupo feminino que apresentaram maior experiência no acesso aos grupos do Facebook e maior ‘sentimento de pertencimento’ ($t_{(343)}=3,512$; $p=0,001$).

Verificou-se também que, à medida que cresce o número de grupos dos quais o usuário participa, o construto sentimento de pertencimento aumenta significativamente; ou seja, quanto maior o número de grupos dos quais o usuário participa, maior o sentimento de pertencimento ($F_{(3, 341)}=3,356$; $p=0,019$; O teste de Tukey indica que a diferença está em \bar{x}_6 ou mais = 3,81; $s = 0,80$).

Além disso, observa-se que à medida que aumenta o número de grupos que o usuário participa, além de verificar o crescimento das ‘motivações para o eWOM’ e da ‘intenção de recomendar via eWOM’ (Donthu et al., 2021; Mukhopadhyay et al., 2022). Portanto, quanto maior o número de grupos em que o usuário participa, maior a ‘motivações para eWOM’ ($F_{(3, 341)}=2,654$; $p=0,049$; o teste de Tukey indica que a diferença está em \bar{x}_6 ou mais = 3,93; $s = 0,90$ e a ‘intenção de recomendar via eWOM’ ($F_{(3, 341)}=3,643$; $p=0,013$; e o teste de Tukey indica que a diferença está em \bar{x}_6 ou mais = 3,69; $s = 0,99$).

Da mesma forma, observa-se que a experiência de acesso ($t_{(343)}=0,820$; $p=0,413$) e o domínio de recursos tecnológicos ($t_{(343)}=0,302$; $p=0,763$) relacionados aos grupos do Facebook independem do gênero. Assim como o fato de trabalhar ou não no segmento comidas e bebidas ($t_{(343)}=0,177$; $p=0,860$) e o fato de participar desses grupos incentivam os participantes a empreenderem na área ($t_{(343)}=1,139$; $p=0,255$).

Por outro lado, quando comparamos o acesso aos grupos de comidas e bebidas no período pré-pandemia de COVID-19 com o momento atual, notamos que os entrevistados do sexo masculino relatam um aumento maior ($t_{(343)}=2,309$; $p= 0,022$).

Além disso, verificou-se que a maioria dos entrevistados conhecia a pesquisa por meio do grupo “Grupo onde fingimos ser Jacquin” (82,6%), seguido do grupo “Compartilhe sua COMIDA” (8,1%) e da “Air Fryer, eu te amo!” (4,9%).

Também foram analisadas as principais motivações que levam os usuários a participarem de grupos de Comida e Bebida no Facebook, possibilitando que os participantes escolhessem mais de uma opção. Além disso, os principais motivos identificados são buscar entretenimento (29,7%), querer aprender novas receitas e técnicas (26,4%), obter recomendações de produtos/serviços (17%) e interagir com pessoas com interesses semelhantes (15,5%).

Diante disso, observa-se que o entretenimento é um dos principais motivos para a participação em grupos dessa categoria, sendo exemplificado na Figura 6 através de uma publicação extraída de um dos grupos selecionados para a pesquisa, onde há uma brincadeira sobre pessoas que comem muito bolo em festas. O entretenimento em grupos é relatado por

Naujoks e Benkenstein (2020) e observado neste estudo para várias publicações, por exemplo, memes, vídeos de humor, piadas em grupo e fotos de tentativas de cozinhar algo que deu errado.

Em seguida, está o desejo de aprender novas receitas e técnicas, que se refere a publicações compartilhando uma receita ou uma nova forma de usar o equipamento, por exemplo, como exemplificado na Figura 7, onde o usuário compartilha a receita de pão que fez em uma fritadeira elétrica.

Outro ponto a ser observado é que receber recomendações é um dos principais motivos pelos quais os usuários participam de grupos, ficando em terceiro lugar. Na maioria dos grupos observados por Moser et al. (2017) é possível ver publicações pedindo recomendações de um tipo específico de alimento, produto ou restaurante, como locais que vendem alimentos congelados, restaurantes veganos, melhores hambúrgueres ou onde encontrar doces para festas. O exemplo abaixo, Figura 8, demonstra uma publicação em que um usuário solicita uma recomendação de bons doces e coloca mensagens para dar um presente de aniversário a alguém.

De modo geral, observa-se nas Figuras 6, 7 e 8 que tanto os Modelos 1 quanto 2 de redes neurais artificiais identificaram os construtos “prazer em ajudar” e sentimento de pertencimento como os fatores mais importantes para a motivações para eWOM e a intenção de recomendar via eWOM.

“Prazer em ajudar” sugere que os indivíduos obtêm um sentimento de satisfação e prazer ao fornecer assistência ou apoio aos outros. No contexto do eWOM, esse construto implica que contribuir com informações ou recomendações úteis traz uma experiência emocional positiva, aumentando a motivação para se engajar em tal comportamento. Isso se alinha com a noção de que motivações altruístas, como o prazer derivado de ajudar os outros, desempenham um papel fundamental na formação de padrões de comunicação online (Kankanhalli et al., 2005; Lee e Fiore, 2023).

Da mesma forma, o reconhecimento do “sentimento de pertencimento” como um fator significativo implica que os indivíduos estão mais inclinados a participar de atividades eWOM quando sentem uma conexão ou apego a uma determinada comunidade ou plataforma on-line. O “sentido de ser” parte de um contexto social mais amplo promove a disposição para compartilhar opiniões e recomendações, contribuindo para a motivação para se engajar no eWOM. Isso se alinha com a teoria da identidade social, sugerindo que os indivíduos são motivados a manter uma identidade social positiva e pertencimento dentro de um grupo (Cheung & Lee, 2012; Rahaman et al., 2022).

Figura 6

Exemplo de Entretenimento de Comidas e Bebidas em Grupo



Fonte: 'Grupo onde fingimos ser Jacquin' no Grupo do Facebook.

Figura 7

Exemplo de Compartilhamento de Receitas de Comidas e Bebidas em Grupo



Fonte: 'Air Fryer I Love You!' no Grupo do Facebook.

Figura 8

Exemplo de Solicitação de Recomendação de Comidas e Bebidas em Grupo



Fonte: 'Compartilhe sua COMIDA' no Grupo do Facebook.

Conclusões

Implicações teóricas

O presente estudo teve como objetivo prever a motivação e a intenção de recomendação do motorista via eWOM: uma investigação aprofundada baseada na análise da RNA de grupos brasileiros de Comida e Bebida no Facebook, incluindo a interação entre os participantes. Para tanto, foi ajustado um modelo teórico por meio de escalas adaptadas para o estudo. Com isso, foi realizado um levantamento e, com os resultados obtidos na amostra, utilizou-se uma abordagem do método da RNA.

O método da RNA trouxe contribuições interessantes, pois foram geradas dez redes, e pode-se observar que, em cada rede, os resultados são diferentes devido à própria natureza dessa abordagem. Pode trazer contribuições, pois é um método que busca encontrar as melhores

semelhanças com os consumidores por meio de sua dinâmica preditiva. Além disso, o uso do método da RNA ainda é recente na literatura de Marketing, o que pode contribuir para uma discussão mais aprofundada com outros métodos mais tradicionais (SEM-PLS, SEM-CB, NCA, MICOM, MGA, etc.) lineares.

Este artigo confirmou que a qualidade das informações trocadas nos grupos, a reciprocidade, o prazer em ajudar e o sentimento de pertencimento dos participantes podem influenciar a motivações para eWOM de grupos de Comida e Bebida no Facebook. Além de confirmar que a qualidade da informação, o sentimento de pertencimento e a motivação para realizar o eWOM são capazes de influenciar a prática de recomendação via eWOM.

Dada a importância do tema eWOM nas redes sociais, um dos temas de destaque na área (Donthu et al., 2021; Mukhopadhyay et al., 2022), este estudo colabora com a divulgação do tema. Contribui para a ampliação do conhecimento na área. Outra contribuição deste estudo é trazer, de forma adaptada, as escalas desenvolvidas em outras áreas (ex.: hotelaria), tornando a interpretação mais complexa. Além disso, a carência de estudos mais específicos sobre a intenção de recomendar via eWOM de grupos do Facebook é preenchida, uma vez que estudos anteriores observaram apenas o compartilhamento de conhecimento em grupos do Facebook (Pi et al., 2013) e a recomendação do eWOM no Facebook em geral (Kudeshia & Kumar, 2017).

Implicações práticas

Os resultados deste estudo ajudam os participantes, administradores, moderadores e interessados em grupos de Comida e Bebida do Facebook a entender mais sobre os padrões de comportamento dos participantes. Os administradores e moderadores do grupo precisam entender quais fatores levam os participantes a recomendar o grupo, pois isso pode servir como base para melhorias. Assim, o grupo pode crescer e ser monetizado, servindo como canal de divulgação, ou expandindo com conteúdo para outras redes, como Instagram ou TikTok. Além dessas plataformas de mídia social, há também plataformas específicas para a criação de grupos de discussão sobre alimentos e bebidas, como BeerMe, Comer e Beber e Gastronomia. Essas plataformas oferecem ferramentas e recursos específicos para discutir alimentos e bebidas, como a capacidade de compartilhar receitas, avaliações de restaurantes e bares e dicas de culinária.

Além disso, essa pesquisa se torna relevante para que o Facebook entenda como ele pode aproveitar as informações trocadas nos grupos e até mesmo melhorar a experiência do usuário na plataforma (Naujoks & Benkenstein, 2020). Além disso, as empresas, em geral,

devem entender a relevância dos grupos, dada a quantidade de informações trocadas sobre eles nesse ambiente. Como observado no estudo de Kim e Johnson (2016), o CGU relacionado a uma empresa pode influenciar outros consumidores. Portanto, as empresas devem reconhecer e monitorar o eWOM realizado nos grupos, estando presentes quando necessário (Tobon & Garcia-Madariaga, 2021).

Além disso, por meio das informações obtidas nos grupos, as empresas podem traçar estratégias para melhorar os pontos destacados pelos consumidores (Erkan & Evans, 2016). Portanto, à medida que as novas tecnologias avançam, a expectativa é que o mundo se torne cada vez mais conectado, permitindo que as empresas desempenhem um papel mais crucial na vida dos usuários nas comunidades.

Limitações e sugestões para pesquisas futuras

Dentre as limitações observadas neste estudo, destaca-se o acesso aos grupos e seus membros, uma vez que muitos não aceitam a divulgação de pesquisas como esta devido às diretrizes estabelecidas pelos gestores dos grupos. Além da dificuldade de entrar em contato com os administradores e moderadores.

Também é importante destacar que outra limitação é a predominância do público feminino, representando 93,62% da amostra. Isso ocorre porque as mulheres, em sua maioria, formam grupos no Facebook ou parecem mais dispostas a participar de pesquisas sobre o tema, hipóteses que poderão ser testadas em pesquisas futuras. Esses resultados podem refletir que as mulheres definirão tendências à medida que se adaptarem mais e melhor à tecnologia (por exemplo, ciberfeminismo e movimentos feministas, empoderamento, feminismo interseccional, etc.). Por outro lado, a participação masculina poderia representar uma participação mais linear. A maior concentração de mulheres entrevistadas poderia ser objeto de recomendações para estudos futuros, bem como uma limitação. No entanto, é importante ressaltar que isso não foi relevante para estabelecer os drivers e os resultados obtidos nos motoristas como apresentado nos resultados. Além disso, sugere-se testar novos construtos, como engajamento, tipos de sentimentos (positivos, neutros e negativos), confiança, credibilidade, atitude, impacto nas decisões de compra, entre outros.

Por fim, seria interessante analisar as tendências para os grupos do Facebook, inclusive considerando o contexto do metaverso, atentando para como seria a migração dos grupos para esse ambiente e como seria dada a recomendação do eWOM.

Nesse sentido, sugere-se a realização de novos estudos, como a inserção de novos drivers no modelo, ou a utilização dos dados coletados para este artigo em outras técnicas de predição para comparar a capacidade preditiva.

Contribuições dos autores

Contribuição	SOUZA, L. M. S.	PINOCHET, L. H. C.	PARDIM, V. I.
Contextualização	X	X	X
Metodologia	X	X	X
Software	X	X	-----
Validação	X	X	X
Análise formal	X	X	X
Investigação	X	X	X
Recursos	X	X	-----
Curadoria de dados	X	X	-----
Original	X	-----	-----
Revisão e edição	X	X	X
Visualização	X	X	X
Supervisão	-----	X	X
Administração do projeto	-----	X	X
Aquisição de financiamento	X	X	-----

Referências

- Alam, M. Z., Hu, W., Kaium, M. A., Hoque, M. R., & Alam, M. M. D. (2020). Understanding the determinants of mHealth apps adoption in Bangladesh: A SEM-Neural network approach. *Technology in Society*, 61, 101255. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2020.101255>
- Alexandrov, A., Lilly, B., & Babakus, E. (2013). The effects of social- and self-motives on the intentions to share positive and negative word of mouth. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 531–546. <https://doi.org/10.1007/s11747-012-0323-4>
- Algesheimer, R., Dholakia, U. M., & Herrmann, A. (2005). The Social Influence of Brand Community: Evidence from European Car Clubs. *Journal of Marketing*, 19–34. <https://doi.org/10.1509/jmkg.69.3.19.66363>
- Caliendo, M., Fossen, F., & Kritikos, A. (2012). Trust, positive reciprocity, and negative reciprocity: Do these traits impact entrepreneurial dynamics? *Journal of Economic Psychology*, 394–409. <https://doi.org/10.1016/j.joep.2011.01.005>
- Borenstein, M., Hedges, L. V., Higgins, J. P. T., & Rothstein, H. R. (2021). *Introduction to Meta-Analysis*. Wiley, 2nd Edition. ISBN: 978-1-119-55835-4
- Carvalho, G. S. (2015). *As motivações do eWom entre os utilizadores do facebook* [Dissertação de Mestrado]. Escola Superior de Tecnologia e Gestão do Instituto Politécnico de Leiria. Disponível em: <https://core.ac.uk/download/pdf/61798558.pdf> Acesso em 06/11/2022.

- Chai, S., & Kim, M. (2012). A socio-technical approach to knowledge contribution behavior: An empirical investigation of social networking sites users. *International Journal of Information Management*, 118–126. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2011.07.004>
- Chang, K.-C., Hsu, C.-L., Chen, M.-C., & Kuo, N.-T. (2017). How a branded website creates customer purchase intentions. *Total Quality Management & Business Excellence*, 422–446. <https://doi.org/10.1080/14783363.2017.1308819>
- Chen, C.-W. D., & Cheng, C.-Y. J. (2009). Understanding consumer intention in online shopping: A respecification and validation of the DeLone and McLean model. *Behaviour & Information Technology*, 335–345. <https://doi.org/10.1080/01449290701850111>
- Cheung, C. M. K., & Lee, M. K. O. (2012). What drives consumers to spread electronic word of mouth in online consumer-opinion platforms. *Decision Support Systems*, 218–225. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.01.015>
- Cheung, C. M. K., & Thadani, D. R. (2012). The impact of electronic word-of-mouth communication: A literature analysis and integrative model. *Decision Support Systems*, 461–470. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.06.008>
- Cheung, M., Luo, C., Sia, C., & Chen, H. (2009). Credibility of electronic word-of-mouth: Informational and normative determinants of on-line consumer recommendations. *International Journal of Electronic Commerce*, 13(4), 9–38. <https://doi.org/10.2753/JEC1086-4415130402>
- Chi, T. (2018). Understanding Chinese consumer adoption of apparel mobile commerce: An extended TAM approach. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 274–284. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2018.07.019>
- Chiang, C.-F. (2018). Influences of price, service convenience, and social servicescape on post-purchase process of capsule hotels. *Asia Pacific Journal of Tourism Research*, 373–384. <https://doi.org/10.1080/10941665.2018.1444649>
- Chiang, L., Xu, A., Kim, J., Tang, L., & Manthiou, A. (2017). Investigating festivals and events as social gatherings: The application of social identity theory. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 779–792. <https://doi.org/10.1080/10548408.2016.1233927>
- Comrey, A. L., & Lee, H. B. (2013). *A first course in factor analysis*. Psychology press.
- Deldjoo, Y., Schedl, M., Cremonesi, P., & Pasi, G. (2020). Recommender systems leveraging multimedia content. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 53(5), 1–38.
- Donthu, N., Kumar, S., Pandey, N., Pandey, N., & Mishra, A. (2021). Mapping the electronic word-of-mouth (eWOM) research: A systematic review and bibliometric analysis. *Journal of Business Research*, 758–773. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.07.015>
- Ellison, N. B., & Boyd, D. M. (2008). Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 210–230. <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2007.00393.x>

- Erkan, I., & Evans, C. (2016). The influence of eWOM in social media on consumers' purchase intentions: An extended approach to information adoption. *Computers in Human Behavior*, 47–55. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.03.003>
- Fisher, G. (2019). Online communities and firm advantages. *Academy of Management Review*, 279–298. <https://doi.org/10.5465/amr.2015.0290>
- Gharib, R. K., Garcia-Perez, A., Dibb, S., & Iskoujina, Z. (2020). Trust and reciprocity effect on electronic word-of-mouth in online review communities. *Journal of Enterprise Information Management*, 120–138. <https://10.1108/jeim-03-2019-0079>
- Guidi, B., Michienzi, A., & De Salve, A. (2020). Community evaluation in Facebook groups. *Multimedia Tools and Applications*, 33603–33622. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-08494-0>
- Hair, J., Babin, B., Anderson, R., & Black, W. (2018). *Multivariate Data Analysis* (8a ed).
- Haykin, S. (1998). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* (Subsequent edition). Prentice Hall.
- Hennig-Thurau, T., Gwinner, K. P., Walsh, G., & Gremler, D. D. (2004). Electronic Word of Mouth: Motives for and Consequences of Reading Customer Articulations on the Internet. *Journal of Interactive Marketing*, 51–74. <https://doi.org/10.1080/10864415.2003.11044293>
- Hu, Y., & Kim, H. J. (2018). Positive and negative eWOM motivations and hotel customers' eWOM behavior: Does personality matter? *International Journal of Hospitality Management*, 27–37. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2018.03.004>
- Hussain, S., Ahmed, W., Jafar, R. M. S., Rabnawaz, A., & Jianzhou, Y. (2017). EWOM source credibility, perceived risk and food product customer's information adoption. *Computers in Human Behavior*, 96–102. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.09.034>
- Jeong, E., & Jang, S. (2011). Restaurant experiences triggering positive electronic word-of-mouth (eWOM) motivations. *International Journal of Hospitality Management*, 356–366. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2010.08.005>
- Kankanhalli, A., Tan, B. C. Y., & Wei, K.-K. (2005). Contributing Knowledge to Electronic Knowledge Repositories: An Empirical Investigation. *MIS Quarterly*, 113–143. <https://doi.org/10.2307/25148670>
- Killian, M., Fahy, J., & O'Loughlin, D. (2016). The Case for Altruism in eWOM Motivations. *Making a Difference Through Marketing*, 129–142. https://doi.org/10.1007/978-981-10-0464-3_10
- Kudeshia, C., & Kumar, A. (2017). Social eWOM: does it affect the brand attitude and purchase intention of brands? *Management Research Review*, 310–330. <https://doi.org/10.1108/MRR-07-2015-0161>

- Lee, A., & Fiore, A. M. (2023). Factors affecting social media usage by market mavens for fashion-related information provision. *Journal of Fashion Marketing and Management: An International Journal*. [https://doi.org/ 10.1108/JFMM-05-2022-0108](https://doi.org/10.1108/JFMM-05-2022-0108)
- Leong, L.-Y., Hew, T.-S., Ooi, K.-B., & Dwivedi, Y. K. (2020). Predicting trust in online advertising with an SEM-artificial neural network approach. *Expert Systems with Applications*. [https://doi.org/ 10.1016/j.eswa.2020.113849](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113849)
- Leong, L.-Y., Hew, T.-S., Tan, G. W.-H., & Ooi, K.-B. (2013). Predicting the determinants of the NFC-enabled mobile credit card acceptance: A neural networks approach. *Expert Systems with Applications*, 40(14), 5604–5620. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.04.018>
- Li, J., Xu, N., & Zhong, Y. (2021). Monetary payoffs modulate reciprocity expectations in outcome evaluations: An event-related potential study. *European Journal of Neuroscience*, 53(3), 902-915. [https://doi.org/ 10.1111/EJN.15100](https://doi.org/10.1111/EJN.15100)
- Liébana-Cabanillas, F., Marinkovic, V., & Kalinic, Z. (2017). A SEM-neural network approach for predicting antecedents of m-commerce acceptance. *International Journal of Information Management*, 14–24. [https://doi.org/ 10.1016/j.ijinfomgt.2016.10.008](https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2016.10.008)
- Michienzi, A., Guidi, B., Ricci, L., & De Salve, A. (2021). Incremental communication patterns in online social groups. *Knowledge and Information Systems*, 63, 1339-1364. [https://doi.org/ 10.1007/S10115-021-01552-W](https://doi.org/10.1007/S10115-021-01552-W)
- Moser, C., Resnick, P., & Schoenebeck, S. (2017). *Community Commerce: Facilitating Trust in Mom-to-Mom Sale Groups on Facebook*. 4344–4357. [https://doi.org/ 10.1145/3025453.3025550](https://doi.org/10.1145/3025453.3025550)
- Mukhopadhyay, S., Pandey, R., & Rishi, B. (2022). Electronic word of mouth (eWOM) research – a comparative bibliometric analysis and future research insight. *Journal of Hospitality and Tourism Insights*, Vol. ahead-of-print.
- Naujoks, A., & Benkenstein, M. (2020). Who is behind the message? The power of expert reviews on eWOM platforms. *Electronic Commerce Research and Applications*, 44, 101015. [https://doi.org/ 10.1016/j.elerap.2020.101015](https://doi.org/10.1016/j.elerap.2020.101015)
- Ooi, K.-B., & Tan, G. W.-H. (2016). Mobile technology acceptance model: An investigation using mobile users to explore smartphone credit card. *Expert Systems with Applications*, 33–46.
- Podsakoff, P. M., & Organ, D. W. (1986). Self-reports in organizational research: Problems and prospects. *Journal of Management*, 531–544. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.04.015>
- Pi, S.-M., Chou, C.-H., & Liao, H.-L. (2013). A study of Facebook Groups members' knowledge sharing. *Computers in Human Behavior*, 1971–1979. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2013.04.019>

- Pinochet, L. H. C., Lopes, E. L., Araujo, P. G., & Bueno, R. L. P. (2019). The influence of online recommendation mechanisms in the Smartphone market in the context of electronic word-of-mouth. *International Journal of Electronic Marketing and Retailing*, 10(3), 209–229. <https://doi.org/10.1504/IJEMR.2019.100702>
- Rahaman, M. A., Hassan, H. M. K., Asheq, A. A., & Islam, K. M. A. (2022). The interplay between eWOM information and purchase intention and social media: Through the lens of IAM and TAM theory, *PLOS ONE*, 1-19. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0272926>
- Rosario, A. B., de Valck, K., & Sotgiu, F. (2020). Conceptualizing the electronic word-of-mouth process: What we know and need to know about eWOM creation, exposure, and evaluation. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 422–448. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00706-1>
- Rothschild, N., & Aharoni, N. (2022). Motivations for sharing personal information and self-disclosure in public and private Facebook groups of mentally ill people. *Aslib Journal of Information Management*, (ahead-of-print).
- Serra, D. do E. S., & Soto-Sanfiel, M. T. (2014). When the user becomes a publicist: motivations for ewom on facebook. *Revista Brasileira de Marketing*, 1–16. <https://doi.org/10.5585/remark.v13i1.2584>
- Shah, A. M., Yan, X., Shah, S. A. A., & Ali, M. (2020). Customers' perceived value and dining choice through mobile apps in Indonesia. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, 1-28. <https://doi.org/10.1108/APJML-03-2019-0167>
- Sundaram, D. S., Mitra, K., & Webster, C. (1998). Word-Of-Mouth Communications: A Motivational Analysis. *NA - Advances in Consumer Research*, 527–531.
- Tobon, S., & Garcia-Madariaga, J. (2021). The Influence of Opinion Leaders' eWOM on Online Consumer Decisions: A Study on Social Influence. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 16(4), 748–767. <https://doi.org/10.3390/jtaer16040043>
- Wang, Z., Yuan, Y., Zhou, X., & Qin, H. (2020). Effective and efficient community search in directed graphs across heterogeneous social networks. In *Databases Theory and Applications: 31st Australasian Database Conference, ADC 2020, Melbourne, VIC, Australia, February 3–7, 2020, Proceedings 31* (pp. 161-172). Springer International Publishing.
- Wasko, M. M., & Faraj, S. (2005). Why should I share? examining social capital and knowledge contribution in electronic networks of practice. *MIS Quarterly*, 35–57. <https://doi.org/10.2307/25148667>
- We are social, & Hootsuite. (2021). *Digital 2021: Brazil* (43–51). <https://datareportal.com/reports/digital-2021-brazil>
- Yang, F. X. (2013). Effects of Restaurant Satisfaction and Knowledge Sharing Motivation on eWOM Intentions: The Moderating Role of Technology Acceptance Factors. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 1–35. <https://doi.org/10.1177/1096348013515918>

- Yang, H. (2013). Market Mavens in social media: Examining Young Chinese Consumers' Viral Marketing Attitude, eWOM Motive, and Behavior. *Journal of Asia-Pacific Business*, 154–178. <https://doi.org/10.1080/10599231.2013.756337>
- Yang, X. (2019). How perceived social distance and trust influence reciprocity expectations and eWOM sharing intention in social commerce. *Industrial Management & Data Systems*, 119(4), 867-880. <https://doi.org/10.1108/IMDS-04-2018-0139>
- Zabukovšek, S. S., Kalinic, Z., Bobek, S., & Tominc, P. (2019). SEM–ANN based research of factors' impact on extended use of ERP systems. *Central European Journal of Operations Research*, 703–735. <https://doi.org/10.1007/s10100-018-0592-1>
- Zhang, T., Omran, B. A., & Cobanoglu, C. (2017). Generation Y's positive and negative eWOM: use of social media and mobile technology. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 732–761. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-10-2015-0611>
- Zhuang, L., Sun, R., Chen, L., & Tang, W. (2023). The Impact of Shared Information Presentation Time on Users' Privacy-Regulation Behavior in the Context of Vertical Privacy: A Moderated Mediation Model. *Behavioral Sciences*, 13(9), 706. <https://doi.org/10.3390/BS13090706>

Apêndice

Detalhamento dos Construtos e Resultados das Escalas

Construto	Item	Descrição das assetivas	Referências	AFE – h ²	AFE – cargas cruzadas
As informações fornecidas pelos grupos...					
Qualidade da Informação (QI)	QI1	... são atualizados.		*	*
	QI2	... são precisos.	Adaptado de Chi (2018)	0,530	0,728
	QI3	... são compreensivos.	Shah et al. (2020)	*	*
	QI4	... são explicativos.		*	*
	QI5	... são, na minha opinião, os mais atuais.		0,525	0,724
	QI6	... corresponder a todas as informações que preciso.	Adaptado de Chen e Cheng (2009)	0,559	0,748
	QI7	... são, na minha opinião, precisas.	Chang et al. (2017)	0,746	0,863
	QI8	... No geral, eles são de alta qualidade.		0,682	0,826
Compartilho informações no grupo porque...					
Reciprocidade (RE)	RE1	... Acredito que compartilhando minhas experiências poderei responder a uma pergunta ou esclarecer uma dúvida.	Adaptado de Kankanhalli et al. (2005) Carvalho (2015)	*	*

Construto	Item	Descrição das assetivas	Referências	AFE – h ²	AFE – cargas cruzadas
	RE2	... Espero que, ao compartilhar minhas experiências, alguém me devolva quando eu precisar.		0,670	0,819
	RE3	... Espero que, compartilhando meu conhecimento, alguém retribua quando eu precisar.		0,641	0,801
	RE4	... Acredito que é justo ajudar, pois sei que outros participantes vão me ajudar quando eu pedir informações.	Adaptado de Wasko e Faraj (2005)	0,737	0,858
	RE5	... Acredito que alguém me ajudaria se eu estivesse em uma situação semelhante.		0,623	0,789
	RE6	... Sinto que estou cumprindo minha obrigação, recompensando aqueles que um dia me ajudaram.	Item proposto	0,635	0,797
		Compartilho minhas experiências em grupos porque...			
Prazer em ajudar (PA)	PA1	... Gosto de ajudar outros participantes.		0,744	0,862
	PA2	... Sinto-me bem em ajudar outros participantes com suas escolhas.	Adaptado de Wasko e Faraj (2005)	0,837	0,915
	PA3	... Gosto de ajudar outros participantes a formar uma opinião.	Carvalho (2015)	0,699	0,836
		Quanto à minha participação nos grupos, sinto que...			
	SP1	... Sou muito ligado a grupos.		0,598	0,774
	SP2	... Faço parte de uma comunidade.		0,641	0,800
	SP3	... outros participantes e eu compartilhamos os mesmos objetivos.	Adaptado de Algesheimer et al. (2005)	0,542	0,736
Sensação de pertencimento (SP)	SP4	... se planejássemos algo, eu pensaria nisso mais como algo que "nós" faríamos do que algo que "eles" fariam.		*	*
	SP5	... eles já fazem parte da minha atividade diária.		0,638	0,799
	SP6	... Dedico parte da minha agenda diária a isso.	Adaptado de Ellison et al. (2008)	*	*
	SP7	... Estou fora de contato quando não estou conectado a grupos por um tempo.	Carvalho (2015)	*	*
		Ao compartilhar on-line sobre os grupos em que participo, eu gostaria de...			
Motivações para eWOM (MO)	MO1	... ajudar os outros com a minha própria experiência positiva neles.	Adaptado de Hennig-Thurau et al. (2004)	0,630	0,794
	MO2	... Dê aos outros a oportunidade de ter uma boa experiência neles.		0,714	0,845

Construto	Item	Descrição das assetivas	Referências	AFE – h ²	AFE – cargas cruzadas
	MO3	... ajudar os grupos a serem um sucesso, pois estou muito satisfeito com a minha experiência neles.	Jeong e Jang (2011)	0,755	0,869
	MO4	... expressar minha alegria por uma boa experiência nos grupos.	Adaptado de Sundaram et al. (1998)	0,696	0,834
	MO5	... contar aos outros sobre minha grande experiência neles porque me sinto bem com isso.	Adaptado de Jeong e Jang (2011)	0,587	0,766
		Quanto aos grupos que participo, gostaria...			
Intenção de recomendar via eWOM (RI)	IR1	... compartilhar minha experiência de participar deles on-line.		0,516	0,718
	IR2	... recomende-os online a um amigo ou alguém.	Adaptado de Chiang et al. (2017)	0,665	0,816
	IR3	... compartilhar informações sobre eles em outras comunidades on-line ou mídias sociais.	Chiang (2018)	0,656	0,810
	IR4	... incentivar meus amigos e outras pessoas on-line a participar.	Adaptado de Chiang et al. (2017)	0,766	0,875

Nota: Itens excluídos durante a etapa de análise da AFE.

Fonte: Elaboração própria.