



Mónica Herrero Subías
Universidad de Navarra
✉ moherrero@unav.es



Mercedes Medina Laverón
Universidad de Navarra
✉ mmedina@unav.es



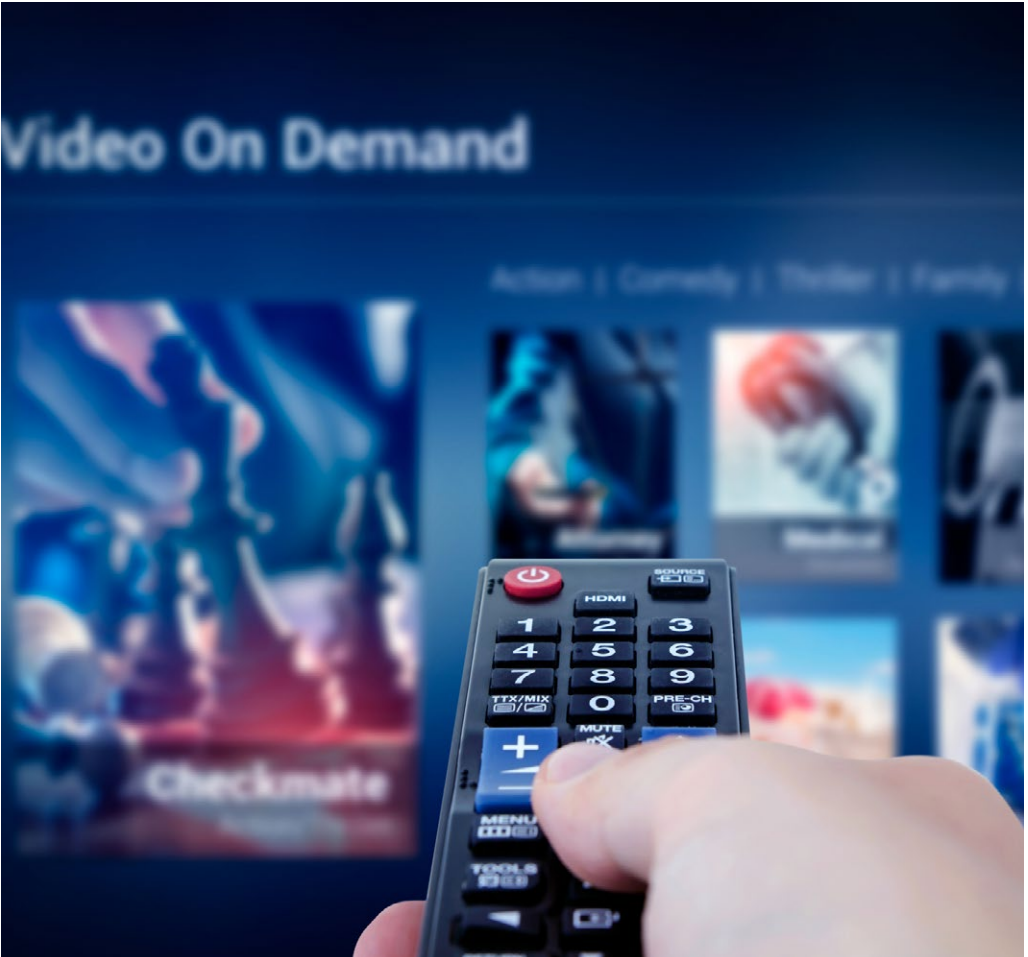
Alicia María Urgellés Molina
Universidad de los Hemisferios
✉ amurgellesm@profesores.uhemisferios.edu.ec

Online recommendation systems in the Spanish Audiovisual market: comparative analysis between Atresmedia, Movistar+ and Netflix

Los sistemas de recomendación online en el mercado audiovisual español: análisis comparativo entre Atresmedia, Movistar +, y Netflix

I. INTRODUCTION

The abundance of audiovisual content available to end-users has multiplied exponentially in recent years. Correspondingly, the personal time users have in their hands –main currency in media– remains the same. Therefore, consumer decisions in such a context of an overabundance of supply are especially relevant. The main players in the audiovisual market compete for said time, with the objective of gaining the loyalty of consumers by improving their user experience. In this context, it is especially significant to study how broadcasters, telecommunication operators and Over-The-Top (OTT) players improve that experience, as users in this context of overabundance need guidance and orientation in their consumption choices.



EXECUTIVE SUMMARY

The main purpose of this article is to study the value that different online audiovisual services give to the recommendation systems. We analyze three services currently operating in Spain: Atresmedia, Movistar + and Netflix. A set of criteria is proposed to compare the recommendations present in each platform and the use that companies make of them. The results show that the audiovisual services have implemented the recommendations to a different extent according to their business model and their main activity.

RESUMEN DEL ARTÍCULO

El objetivo principal de este artículo es estudiar el valor que diferentes servicios audiovisuales online conceden a los sistemas de recomendaciones. Analizamos tres servicios que operan actualmente en España: Atresmedia, Movistar + y Netflix. Se propone un conjunto de criterios para comparar las recomendaciones presentes en cada plataforma y el uso que las empresas hacen de ellas. Los resultados muestran que los servicios audiovisuales han implementado las recomendaciones en diferente medida de acuerdo con su modelo de negocio y su actividad principal.

Recommendations are meant to assist users in reducing information overload and in guiding them towards what they might find suitable, in order to facilitate online decision-making. Recommendation systems have been used and tested with great success in e-commerce, thus offering a powerful tool to businesses in this field by adding extra value to their customers.

The main objective of this paper is to study the value that recommendations have for different media players, as a tool to engage with audiences better. We analyse three services working in Spain nowadays –Atresmedia, Movistar+ and Netflix– which represent the diversity of origins of the services present in the current audiovisual market: a legacy media (Atresmedia), a telecommunications operator (Movistar) and an international Over-The-Top entrant (Netflix). Therefore, we will focus on the role that recommendations play in improving the experience of audiovisual media users, against other marketing strategies that tend to focus on price, placement or promotion. We assume that companies attach great value to the user experience, and precisely because of this, the recommendations are relevant to them. This research aims to know the advantages perceived by the managers of the companies. We will use the term audiovisual services to refer to these players indistinctly.

The main objective of this paper is to study the value that recommendations have for different media players, as a tool to engage with audiences better.

We will firstly review the practices that the audiovisual industry has developed to better understand its audiences, and establish with them a commercial relationship that should ideally end up in a relationship of engagement. So far, the different audience measurement systems that have been used in the television industry have mostly approached efficacy in terms of numbers. In this sense, the algorithms that allow media players to offer recommendations to their audiences represent a new era in the construction of audiences. From this, it is possible to highlight the importance of some concepts that are studied in depth beyond the literature on recommendation engines, algorithms, and the recommendations' technical dimension: we look into issues of trust, authority or the curatorial mission of media.

The direct analysis of the recommendation systems of Movistar+, Atresmedia and Netflix is combined with personal interviews with responsible executives of the companies made in 2017, the year we will focus our study on. This analysis has its own limitations, due to

the available information and the youth of these systems. The main contribution of this research is the proposal of a set of criteria, which enables a better comparison of the tools present in each platform and their usefulness towards the orientation of consumption. In the final part, we will discuss about the consequences that recommendations may have for the entertainment industry.

2. AUDIENCE MEASUREMENT, RECOMMENDATION SYSTEMS AND ALGORITHMS: A THEORETICAL APPROACH

The study on the relationship of broadcasters with their audiences has occupied a large part of academic and professional research. It is a relationship that pursues consumption, and therefore, requires that broadcasters know their audiences well and provide them with relevant content. But media consumption, generally free for the user and linked to leisure and entertainment, has traditionally dealt with high levels of uncertainty both for the public and the broadcasters (Ang, 1991). Audience measurement systems were addressed to reduce uncertainty and foster personalization and have supported the programming activity of the broadcasters, leading them to the logic of the maximization of audiences in each time slot, to sell those audiences to the advertisers (Portilla, 2015).

Since broadcasters began their online activity, there has been a paradigm shift for broadcasting and the audiovisual industry as a whole. Legacy media coexist with digital native players, and see the need to adapt and acquire the tools that allow them to better know the audience, and therefore adapt the content offer to the preferences of the public. In a context of non-linear and individual audiovisual consumption, away from the constrictions of time and space and characterized by the abundance of content, there is a new challenge to build a stronger relationship with audiences.

These circumstances bring audiovisual consumption closer to the consumption of other types of goods in the market. Regarding consumption of experience goods, consumers usually turn to various sources for quality information on the product. Recommendation systems and engines are one of the ways in which media users can obtain information about the products they have available for consumption. They serve to reduce the consumer search costs and uncertainties associated with choosing unfamiliar products, thus facilitating online decision-making and engaging audiences

KEY WORDS

audiencias,
recommendations,
algorithms,
audiovisual market,
engagement.

PALABRAS CLAVE

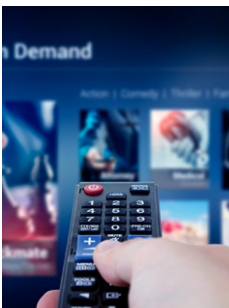
audiencias,
recomendaciones,
algoritmos, mercado
audiovisual,
engagement.

more effectively. These algorithmically driven systems are central to search engines, social media platforms, and diverse content aggregators such as Amazon, YouTube, Spotify, and Netflix.

There are three main types of recommendation systems, depending on the type of filter on which they are based: content-based, collaborative, and hybrid. As Lekakos, Charami and Caravelas (2009, p. 4) state: “Each method has advantages and shortcomings of its own and is best applied in specific situations”. Content-based filtering operates by taking the user’s previous preferences and comparing them to the descriptions for recommendable items in order to predict future behaviour. This type of filter narrows the recommendations presented to items that are similar to ones chosen in the past. Collaborative filtering is based on the assumption that users with similar taste can serve as recommenders for each other. Finally, hybrid-filtering models look to unify the other two approaches, to improve the systems’ performance, as well as their accuracy and efficiency.

The existing literature on these systems is focused mainly on its use in e-commerce in general, but it is increasingly regarding its role in media use. As Gillespie (2014, p. 173) pointed out, “if broadcasters were providing not just content to audiences, but also audiences to advertisers, digital providers are not just providing information to users, but also users to their algorithms”. In a way, and following Van del Bulk and Moe, media industry has always looked for ways to managing abundance through personalization (2017, p. 2).

In that respect, some considerations on the nature of algorithms behind the recommendations seem necessary. Firstly, it should not be forgotten that algorithms are perceived as neutral, and therefore have an iconic cultural presence that gives them social power, as Kitchin states. However, quoting him “algorithms do not come from nowhere, but are built upon existing classification means, ideas and categories” (2017, p. 6). The non-existence of the raw algorithm, and the rationality behind its configuration means that it is possible to intervene in the design of the algorithm in a curatorial way, as it is expected in cultural industries. Morris (2015) takes Bourdieu’s concept of cultural intermediaries and considers about recommendation systems as a new type of cultural intermediary that prepares cultural products for circulation with the help of algorithms: the way in which algorithmic recommendations frame content and manage their presentation would become an important part of the



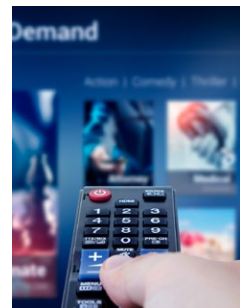
intermediation process of presentation and representation of culture and therefore, the production of culture.

As Napoli (Napoli, 2014) points out, algorithms are widely recognized as playing an increasingly influential role on the production side of the media equation. Data from algorithms can help with demand predictions and uncertainty reduction. Netflix, for example, has been known for developing its original programming based on its users' behaviour and rating information and identifying the combination of elements most likely to succeed in driving consumption and achieving those users' satisfaction (Alba, 2017; Carr, 2013; Leber, 2013).

On the other hand, whoever works in the entertainment industry knows that the public will want what most people seem to like. Like Morris states, "far from neutral purveyors of predictions, recommendation systems measure and manufacture audiences to provide targeted suggestions for popular cultural goods and exert a logistical power that shapes the ways audiences discover, use and experience cultural content" (2015, p. 447). However, authors such as Helberger, Karpinnen and D'Acunto (2018) point out that the design of the algorithm could also help to avoid filter bubbles that narrow consumer's exposure to diverse views, and also to unlock the long-tail, suggesting content that globally is less popular among users. Therefore, the role of media players as curators and the possibilities of intervening in the design of the algorithms may expose audiences to a greater diversity.

Following Gillespie (2017), the user is an essential element in this triangular relationship. Audiences may also perceive matching with tastes and previous preferences as monothematic and repetitive. Therefore, editorial role may help to go from "you watched that, so you may be interested in this" to "this is what you should discover" (Van Den Bulck and Moe, 2017, p. 13). As we mentioned before, the intermediation played by the recommendation systems with the information provided by the algorithms implies a curatorial function, and as Willson (2017) points out, the function of filtering and curating also tells the user what should be seeing.

However, this relationship with users could also be understood as surveillance by the algorithm. Algorithmic recommendations rely on the information they can gather from users and this issue opens another debate surrounding the equilibrium between accuracy and privacy. According to Turow (2005) there seems to be a personalized



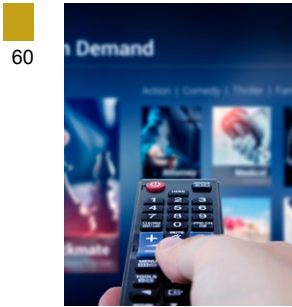
and two-way customers relationship (opposite to the mainstream media relationship with audiences), but this cannot happen without surveillance. Though users can always follow or ignore the recommendations given by the algorithm, it seems clear that there is no way to turn off the filtering (Van Den Bulck & Moe, 2017). While some people are asking to be recognized better and offered better tailored options (Leeker, Shipper and Beyes, 2017) there are also people who do not want to be under the surveillance by their content providers and are not as willing to give up their information in exchange for decision-making aids (Cohn, 2016).

Nevertheless, most research tends to point out that, even though there is still a long way to go in order to improve algorithmic recommendation, there seem to be more pros than cons regarding their use and development. Some of the voices focused on the concerns they rise on either the danger of polarization that results from the use of these filters (Cohn, 2016), or on the possibility of manipulations that could be conducted through them and their way of managing visibility, since algorithms are not open to scrutiny (Striphas, 2015). The owners are private institutions and they are interested in keeping their algorithms enclosed. The requirement of technical knowledge to deal with complex mathematical and technical systems makes even harder their understanding. Some of the literature question the efficacy of digital recommendation systems, mainly because users are free to follow them or not, but also because tastes, experiences and desires are changeable (Ajzen & Fishbein, 1980; Fishbein & Ajzen, 1975).

3. THE COMPANIES' PERFORMANCE: ATRESMEDIA, MOVISTAR + AND NETFLIX

3.1. Atresmedia

Atresmedia is one of the main broadcasters in Spain, with six free-to-air digital terrestrial television channels and an online platform called Atresplayer. Atresmedia, along with the other media group Mediaset, dominates the broadcasting sector, especially in terms of advertising revenue. Both include 55% of the audience share, 85% of advertising revenue, with net profits of 129 and 147 million euros in 2016 respectively (CNMC, 2016). The third big broadcaster is RTVE, the public service, funded by the State and not competing for advertising since 2010.



Traditional broadcasters, began offering online content for any mobile device: Atresplayer and Atresmediaconecta for Atresmedia; Mitele for Mediaset, and +24, rtve.es, Clan, and + tve for RTVE (Medina, Herrero & Etayo, 2015). Atresplayer reached 4.8 million users monthly in 2013 according to Sangrador, Digital Manager of Atresmedia Advertising (Antonio Sangrador 2013, personal communication, 19 November).

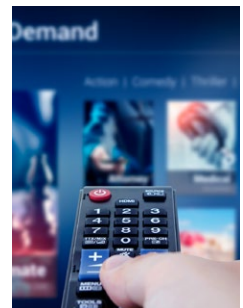
The role of Atresmedia in the information field is especially relevant. Atresmedia owns the two brands of audiovisual news with the highest television audience: Antena3 and LaSexta. In addition, Antena3 occupies the third position in the online media used by the Spanish audience as the main informative reference (with 23% against 34% of the leading media). Among the broadcasters Antena3's online information services duplicate the choice of RTVE or LaSexta as favourites (Newman, Fletcher, Levy, & Nielsen, 2016).

This position in the information field can explain that, according to the channel's executives, the Atresmedia group only uses recommendation engines in its informative contents, specifically in the short videos of the news site of Antena3 and La Sexta. The recommendations exist and improve the circulation of the user, while contributing to the re-circulation. The increase in page views as a result of these search engines is 15%, stated Rubén Vara, digital marketing and analytics manager during a phone interview (personal communication, March 8, 2017). However, the Atresplayer platform, with its fiction and entertainment contents, does not have a recommendation engine. The fundamental reason stems from the dimension of the catalogue, which focuses mainly on the limited contents of their free-to-air television channels.

According to the executives of the company, as the platform evolves and the catalogue grows, search and recommendation engines will be incorporated. In a way, if the platform exceeds the contents of free-to-air television, the recommendation may become necessary. In the current situation, however, the work is focused on the personalization of the experience, trying to adapt the content that the audience likes to their consumption patterns.

3.2. Movistar+

In June 2014, Telefónica, the main telecommunications operator in Spain, bought 56% of Canal Plus (first pay-television channel) and as a result, the new operator was named Movistar+, using satellite



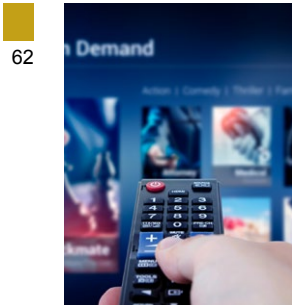
and broadband (ADSL and optic fibre) transmission systems. It became the leader in the pay TV and VOD sector. It got 3,7 million subscribers thanks to the completion of the merger with Canal + in 2016 (CNMC, 2016).

Movistar+ is a comprehensive service that includes connectivity and entertainment. Apart from TV channels, drama series and movies, it has more than 16,000 catalogue references including on air sports. Moreover, it launched its own TV channel, called “#O” and invested €70 million in its in-house production of fictional series.

In 2015 it launched an algorithm of recommendation of video on demand supported in the massive and structured data of its users. The objectives of implementing recommenders are to drive consumption through the lowest number of clicks, to facilitate choice and to increase VOD consumption and lower churn. They measure the efficiency of their recommender by A/B Tests, a method of comparing two versions of a webpage or app against each other to determine which one performs better. The increase of VOD consumption with recommender is 50% in comparison to consumers who do not use it (Telefónica, 2016). The result is that if consumption increases the client’s churn drops significantly and raises their satisfaction rate as well.

Compared to the rest of marketing tools, Morras –Telefónica’s responsible of Big Data Innovation and Processes– outlines in an email that recommendations are more efficient: if the catalogue is large enough, their cost is lower than advertising expenses. “If you have a big catalogue, the recommender is like a mirror: easy to use and certain for the user”, he explains (Carlos Morras, personal communication, August 3, 2017).

The recommender of Movistar works with all types of content included in their catalogue –cartoons, sports, and drama–, except adult content (Marcos, 2016). It only registers data from one user profile, so it is not able to recommend to the different members of the family who might use the account. It is mainly addressed to a social consumption in a big screen in the household. The personalization they develop is according to login, instead of user. They have organized their recommendation system according to five fringes of the day, inspired by traditional programming. Consequently, the recommendation is more focused on the consumption context than on individual contents.



The registered data used to base recommendation are mainly what, when (time, weekday) and where (device) the user watches; likes and dislikes, and, if possible, the data available about the region where the user comes from and other socioeconomic variables, as well as tastes and hobbies. Initially, the more data they can get from the client, the better. But as Morras adds, sometimes more information does not translate into a better recommendation, as big data complicates the system and does not necessarily result in a more efficient tool (Carlos Morras, personal communication, August 3, 2017).

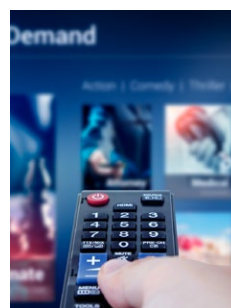
Moreover, Movistar+ is currently working on a recommendation system that does not only focus on the consumers' previous visualizations. The Spanish operator will make use of all the data it has of its clients for being a telecommunications company and will put it together in a strategy called Aura. It will enable recommendations about the offer of products and services that best suit clients' needs and tastes (Lago, 2017). According to Morras (2017), market research says that Movistar's recommender is considered as good as Netflix's though its marketing performance is less strong. Netflix is more adequate for individual users and individual consumption.

Movistar is one of the leading global telecommunication carriers. The telecom company has destined approximately €48,000 million since 2012 in the deployment of pipes and next generation infrastructures (FBA and 4G). In this sense, Movistar +, Atresmedia and Netflix do not compete at the same level. In fact, in the current offer of Movistar +, some titles from the catalogues of Netflix, HBO, Showtime, Fox and TNT are also included.

3.3. Netflix

Netflix started as a web page from which customers can rent DVDs and get them by mail. In January 2007, Netflix gave way to content streaming (free for subscribers to the DVD mail service). With the move to the supply of content in streaming, Netflix enters to compete with televisions.

With the international expansion of service -to Canada in 2010, Latin America in 2011 and the beginning in Europe in 2012 (Netflix, 2016a)-, Netflix became an even more attractive focus of research. The service arrives in Spain in October 2015. A few months later, in January 2016, Netflix reaches 190 countries (Netflix, 2016b), with what can be officially called "global".



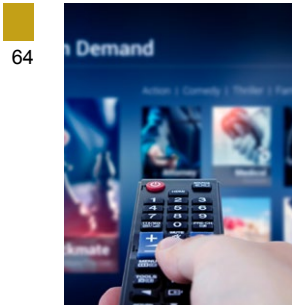
It should be noted that Netflix by its nature, confers great importance to algorithmic recommendation, which makes sense given the fact that abundance is a key part of their core business. Such a business, with a strong focus on the variety of content and on how to present it, would unquestionably need to find the right balance between abundance and usability to succeed, and that is what is embodied in a strong recommendation engine.

Netflix's relationship with recommendations is renowned thanks to the "Netflix Prize", a competition that lasted almost three years (2006-2009) and through which the company offered "US\$1m to the first individual or team to develop a recommendation system capable of predicting movie ratings with at least 10% greater accuracy than Cinematch, the company's existing system. The competition drew more than 50,000 participants from 186 countries" (Hallinan & Striphas, 2016, p. 118).

The contest gave a media boost to Netflix's commitment to innovation and technology and to its concern to offer the best possible recommendation. Netflix has certainly taken advantage of its technological edge and media pull to present a discourse that situates its offer against traditional media and sets it as the future of television. As explained by Tryon (2015, p. 105), its discourse is actually redefining the perception of what television should be, as it puts "emphasis on its ability to deliver the promise of prestige, plenitude, and participation to its subscribers".

Gomez-Uribe and Hunt (2015, p. 2) explain how Netflix "recommender system consists of a variety of algorithms that collectively define the Netflix experience, most of which come together on the Netflix homepage. This is the first page that a Netflix member sees upon logging onto one's Netflix profile on any device (TV, tablet, phone, or browser)". In their homepage, content is organized and recommended through several criteria that could be summarized in (a) what is trending, (b) what is popular and (c) the similar videos to others previously consumed or rated by the user. This is very interesting for consumers, because it takes into account the social dimension of consumption and the importance of wanting to watch contents that are popular.

It appears that Netflix is confident in their recommender system results, as they partially associate them to how the subscriber monthly churn is "in the low single-digits" (Gomez-Uribe & Hunt, 2015). Nevertheless, in the Spanish context, the service is still



young; it is estimated that it has around 216,000 subscribers in Spain (CNMC, 2016). Therefore, it may still be soon to take for granted the success of international recommendations into the Spanish case today. However, what is clear is that Netflix's limited Spanish user base is already part of the massive database that supports the decisions of the business. It will be interesting to follow the evolution of this company's settlement in the Spanish market and what it may have to offer to the redefining television consumption culture.

As mentioned, the three services were chosen for analysis mainly due to their position representing the diversity of origins of the services in the current audiovisual market. In fact, this variety serves to enrich the description of the panorama presented on the use and implementation of recommenders in the different media. However, it is important to emphasize that beyond a descriptive objective, the differences between Movistar, Atresmedia and Netflix serve as a starting point to establish the criteria proposed to evaluate the effectiveness of the tools. The structure of the different media also influences the management of their contents, their objectives and the use they intend to give to these tools.

Table I. **Characteristics of Atresmedia, Movistar+ and Netflix**

	ATRESMEDIA	MOVISTAR+	NETFLIX
Operator	National Broadcaster	National Telecom operator	Global OTT
Users (2016)	31,1% audience share	3.646.984 subscribers	216,000 subscribers
Leading position field	Information and popular programming	Telecom (triple and quadruple play)	Fiction (Films and TV series)
Income	Advertising	Basic fee	Monthly fee
Origin	1989	2014	1998
Recommenders implementation	2013	2015	1998

Source: Own elaboration from CNMC (2016) and personal interviews

4. FINDINGS AND DISCUSSION

The objective of this research is to compare the recommendation tools of each platform.

Therefore, we have defined five general criteria regarding the

effectiveness of the recommendation tools: 1) the type of content available 2) the volume of the service’s catalogue 3) the data requested by the service about its users during registration 4) the information used for the filtering and recommendation process and 5) the measurement used to gauge the tool’s effectiveness. These criteria have been defined according to what was observed in the literature review and the analysis of the companies.

Next table summarizes the information gathered about the audiovisual services.

Table 2. Comparative analysis of Atresmedia, Movistar + and Netflix

ATRESMEDIA	
Content	News videos (from websites of broadcasters Antena3 and La Sexta)
Catalogue volume	Large (Every piece of news from the TV news programs)
Requested data	No register required; cookies policy
Recommendation criteria	Because You Watched (BYW) categorization
Measure of effectiveness	Circulation and re-circulation (15% increase in page views)
MOVISTAR	
Content	Sports, movies, cartoons, series (all catalogue except adult content)
Catalogue volume	Very large (16,000 catalogue references including on air sports, such as football, NBA, golf, rugby, tennis)
Required data	Profile from (a) telecommunication service usage and from (b) Movistar+ platform usage
Recommendation criteria	Time slots. Content related to previously watched items.
Measure of effectiveness	Consumption through the lowest number of clicks. A/B Tests. Drop in client’s churn. Increase in satisfaction rates (+50 p.p. in consumption)
NETFLIX	
Content	Movies and series (documentaries, fiction, entertainment)
Catalogue volume	Very large (around 2,560 titles in the Spanish catalogue by February, 2017)
Required data	Account, profiles and platform usage
Recommendation criteria	Top N video ranker (head of the catalogue ranking, personalized) Short-term temporal trends ranker (trends that repeat every several months but have short-term effect, and trends linked to one-off, short-term events) Because You Watched (BYW) categorization
Measure of effectiveness	Member retention improvement, A/B Tests.

Source: Own elaboration

Atresmedia is a free to air channel whose most profitable business depends on the advertising incomes based on audience ratings. Therefore, the main purpose is to increase circulation and that explains the absence of requirements for registration. Regarding the type of content, it is interesting to see how Atresmedia focuses the use of recommendations on news clips, having a good reputation in the field of information. This is linked to the possibilities of increasing circulation with these contents, which are the basis of its strategy.

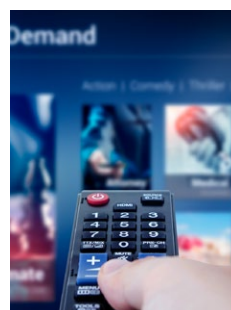
However, in the case of Movistar + and Netflix, subscription fees are the most relevant income, so improving retention and avoiding churn become crucial. For both objectives, to increase clients' satisfaction seems nuclear. Though the big difference between them is that the core business of Movistar +, rather than contents, is the telecom and pipe distribution. Its strategy to improve their recommendation systems has more to do with gathering and sharing clients' data to get total connectivity in the path of Internet of Things.

Movistar + has decided to organize their recommendation according to time slots like those reflected by traditional television consumption patterns. Meanwhile, Netflix and Atresmedia are focused on contents that probably respond to a series of interests and tastes of their clients, rather than time availability and what they might be in the mood to watch. One of the reasons is that Movistar +'s catalogue is very vast, but not all its contents are attractive enough to get large audiences, as Netflix's does.

Finally, it seems clear that there is still no fixed and established measure to evaluate the effectiveness of the recommendations. Although marketing departments use A/B tests to compare and experiment with metrics, there is not one valid measure to compare different companies. The criterion designated for this efficiency measurement is conditioned by the companies' business model.

5. IMPLICATIONS

While taking into account the advantages of automatic recommendations, in terms of reducing the uncertainty and risk of audiovisual production and facilitating greater satisfaction for users of digital platforms, there are external factors that condition their effectiveness and can hardly be controlled from the big data divisions of the companies. If the digital recommendations systems were infallible and could predict without error the selections of the spectators, it would put an end to the uncertainty that characterizes the entertainment industry. Understanding the triangular relationship between media players (exercising their curatorial role), algorithms and audiences and therefore, the relational nature of the



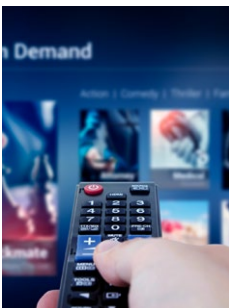
algorithms, seem to be in the core of improving the effectiveness of recommendations.

Undoubtedly, and as our research has shown, recommendations make sense and are operative if the available catalogue is large. On the other hand, the search for the value of personalization does not seem entirely possible in the audiovisual production industry. Producing content is expensive and it has to be profitable. It is profitable when a large number of users are willing to consume it, as economies of scale continue to play a key role. Therefore, algorithms offer clusters of population that share interests, tastes and hobbies, and the greater these clusters are the greater the possibilities of offering valuable content in a way that can be lucrative. Therefore, personalization in the entertainment industry is subordinated to popularity.

The other factor that makes recommendations operational is a portfolio of loyal customers with a high consumption level. Recommendations are based on the repetition of what we have seen and liked. If there is more of this information, the chances of error are smaller. Also, the predictive power of the algorithm is higher when reinforced by close friends or critics. Nonetheless, advice can be often dismissed in the face of a desire for change or a surprise factor.

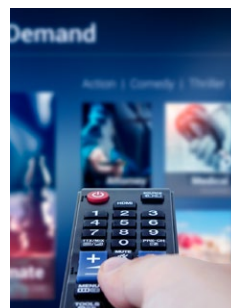
And lastly, we must not forget that even though big data can help companies know their consumers better, they cannot offer everything those clients might want; they can only offer what they have, what is possible to offer, and mainly what is economically affordable. A recommendation is an offer of advice but it is not mandatory to follow the offered suggestions. Human beings are free and tastes and likes change. Algorithms cannot really guess moods or desires that spectators may have to repeat stories or topics or to discover new ones; therefore, they might often be wrong and frustrate users who rely too much on them. In short, the recommendation systems are a complementary action of traditional promotion and marketing actions. In the entertainment industry, uncertainty remains a characteristic feature (Anderson, Foros & Kind, 2018)

68



REFERENCES

- Alba, D. (2017, January). Netflix is killing it -big time- after pouring cash into original shows. *Wired.com*. Retrieved from <http://www.wired.com>.
- Ajzen, I. & Fishbein, M. (1980). *Understanding Attitudes and Predicting Social Behaviour*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Anderson, S. P., Foros, Ø., & Kind, H. J. (2018). Competition for advertisers and for viewers in media markets. *The Economic Journal*, 128(608), 34-54.
- Ang, I. (1991). *Desperately seeking the audience*. London: Routledge.
- Carr, D. (2013, February). Giving Viewers What They Want. *The New York Times*. Retrieved from <http://www.nytimes.com>.
- CNMC (2016). *Informe Económico Sectorial de las Telecomunicaciones y el Audiovisual*. Madrid: CNMC, Retrieved from CNMC website: <http://data.cnmc.es/datagraph/files/Informe%20Telecos%20y%20Audiovisual%202016.pdf> (accessed 20 July 2017).
- Cohn, J. (2016). My TiVo Thinks I'm Gay: Algorithmic Culture and Its Discon. *Television & New Media*, 17(8), 675-690.
- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention, and behavior: An introduction to theory and research*. Reading, MA: Addison-Wesley.
- Gillespie, T. (2014). The relevance of algorithms. Retrieved October 13, 2017, from <https://ebookcentral.proquest.com/lib/oxford/reader.action?docID=3339732>.
- Gillespie, T. (2017). Algorithmically recognizable: Santorum's Google problem, and Google's Santorum problem. *Information, Communication & Society*, 20(1), 63-80.
- Gomez-Urbe, C. A., & Hunt, N. (2015). The Netflix Recommender System. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 6(4), 1-19.
- Hallinan, B. & Striphas, T. (2016). Recommended for you: The Netflix Prize and the production of algorithmic culture. *New Media & Society* 18 (1), 117-137.
- Helberger, N., Karpinnen, K., & D'Acunto, L. (2018). Exposure diversity as a design principle for recommender systems. *Information, Communication & Society*, 21(2), 191-207.
- Kitchin, R. (2017). The social power of algorithms. *Information, Communication & Society*, 20(1), 1-13.
- Lago, Santiago (2017, January). Movistar. No queremos ser comparados con Netflix y HBO. *Hipertextual*. Retrieved from: <https://hipertextual.com/2017/01/movistar-hbo-netflix>.
- Leber, J. (2013, February). "House of Cards" and Our Future of Algorithmic Programming. *MIT Technology Review*. Retrieved from: <https://www.technologyreview.com/s/511771/house-of-cards-and-our-future-of-algorithmic-programming>.
- Leeker, M., Shipper, I., & Beyes, T. (2017). *Performing the Digital*. Bielefeld: Digital Society.
- Lekakos, G., Charami, M., & Caravelas, P. (2009). Personalized Movie Recommendation. In B. Furht (Ed.), *Handbook of Multimedia for Digital Entertainment and Arts* (pp. 3-26). Boston: Springer.
- Marcos, N. (2016). Netflix, HBO o Movistar. Comparamos catálogos, precios y características técnicas de las plataformas de televisión a la carta. *El País*, Available from: http://cultura.elpais.com/cultura/2016/12/03/television/1480762612_522890.html (accessed 7 December 2016).
- Medina, M., Herrero, M., & and Etayo, C. (2015). The impact of digitalization on the strategies of pay TV in Spain, *Revista Latina de Comunicación Social*, 70, 252-269.
- Morris, J. W. (2015). Curation by code: Infomediaries and the data mining of taste. *European Journal of Cultural Studies*, 18(45), 446-463.
- Napoli, P. M. (2014). Automated Media: An Institutional Theory Perspective on Algorithmic Media Production and Consumption. *Communication Theory*, 24(3), 340-360.
- Netflix (2016a). Cronología de Netflix. Available from: <https://media.netflix.com/es/about-netflix> (accessed 3 March 2017).
- Netflix (2016b). Netflix Is Now Available Around the World. Netflix Media Centre. Available from: <https://media.netflix.com/en/press-releases/netflix-is-now-available-around-the-world> (accessed 6 January 2016).
- Newman, N., Fletcher, R., Levy, D., & Nielsen, R. K. (2016). *Reuters Institute Digital News Report 2016*. Oxford: Reuters Institute for the Study of Journalism. Available from: <http://reutersinstitute.politics.ox.ac.uk/sites/default/files/research/files/Digital%2520News%2520Report%25202016.pdf>.



Portilla, I. (2015). Television Audience Measurement: Proposals of the Industry in the Era of Digitalization. *Tripodos*, 36, 75-92.

Striphas, T. (2015). Algorithmic culture. *European Journal of Cultural Studies*, 18(45), 395–412.

Telefónica (2016) *La Sociedad de la Información en España 2016*. Madrid: Fundación Telefónica Ariel. Available from: http://www.fundaciontelefonica.com/arte_cultura/sociedad-de-la-informacion/informe-sie-espana-2016/.

Tryon, C. (2015). TV got better: Netflix's original programming strategies and binge viewing. *Media Industries Journal* 2.2, 2(2), 104–116.

Turow, J. (2005). Audience Construction and Culture Production: Marketing Surveillance in the Digital Age. *The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science*, 597(1), 103–121.

Van Den Bulck, H., & Moe, H. (2017). Public service media, universality and personalisation through algorithms: mapping strategies and exploring dilemmas. *Media, Culture and Society*, 40(60), 1–18.

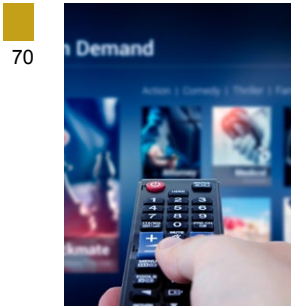
Willson, M. (2017). Algorithms (and the) everyday. *Information, Communication & Society*, 20(1), 137–150.

Interviews

Vara, Rubén. Digital marketing and analytics manager of Atresmedia. 8th of March, 2017.

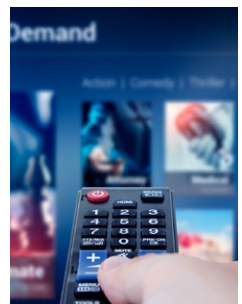
Sangrador, Antonio. Digital Manager of Atresmedia Advertising. 19th of November, 2013.

Morras, Carlos. Telefónica's responsible of Big Data Innovation and Processes. 3rd of August 2017.



NOTES

1. **Corresponding author:** Departamento de Marketing y Empresas de Comunicación;
Universidad de Navarra. Campus Universitario; 31080 PAMPLONA (Navarra); SPAIN





Mónica Herrero Subías
Universidad de Navarra
✉ moherrero@unav.es



Mercedes Medina Laverón
Universidad de Navarra
✉ mmedina@unav.es



Alicia María Urgellés Molina
Universidad de los Hemisferios
✉ amurgellesm@profesores.uhemisferios.edu.ec

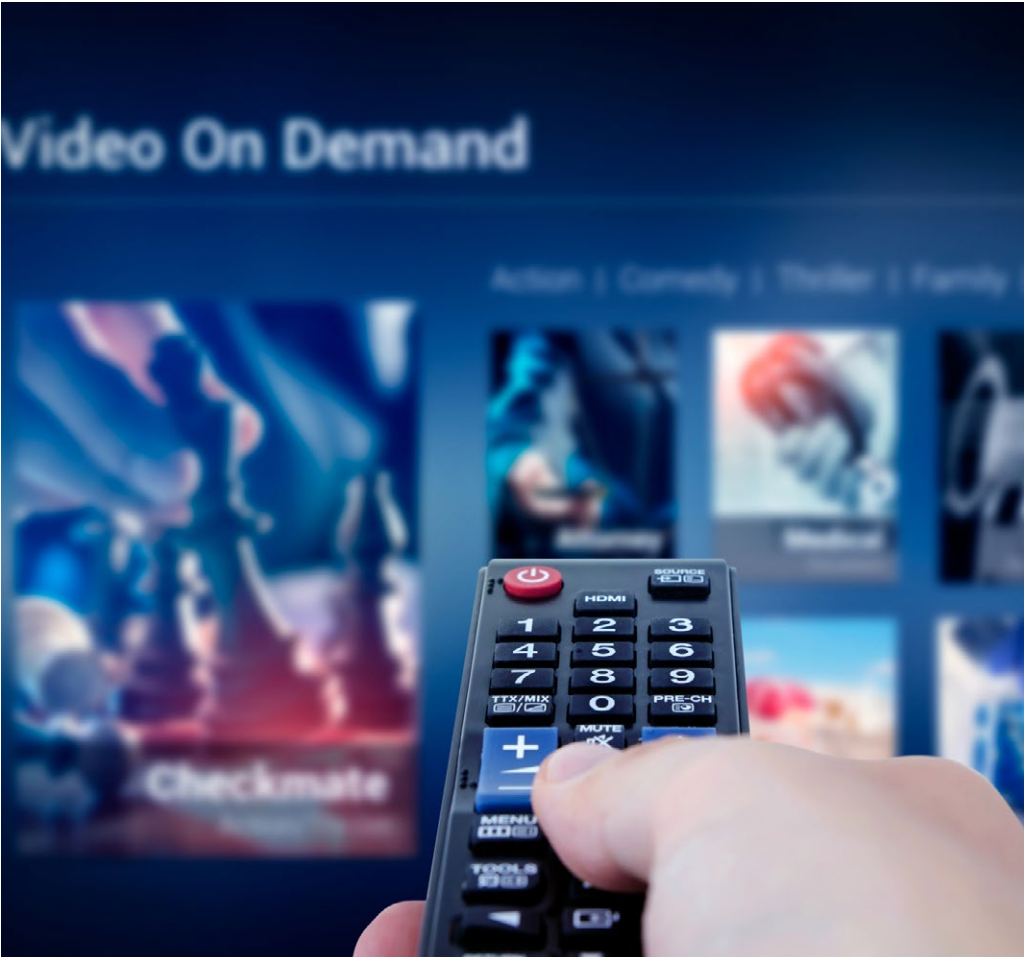
Los sistemas de recomendación online en el mercado audiovisual español: análisis comparativo entre Atresmedia, Movistar +, y Netflix

Online recommendation systems in the Spanish Audiovisual market: comparative analysis between Atresmedia, Movistar+ and Netflix

I. INTRODUCCIÓN

La cantidad de contenidos audiovisuales se ha multiplicado exponencialmente en los últimos años. Sin embargo, el tiempo que los usuarios tienen en sus manos sigue siendo el mismo. Los principales actores del mercado audiovisual compiten por ese tiempo, y con el objetivo de conseguir el *engagement* de los consumidores, lo hacen a través de las mejoras que ofrecen en su experiencia de usuario. Tanto las cadenas de televisión, los operadores de telecomunicaciones y los servicios Over-The-Top (OTT) se proponen mejorar la experiencia del usuario ofreciéndoles la posibilidad de orientarlos en sus elecciones de consumo.

Los sistemas de recomendación están destinados a ayudar a los usuarios a reducir la sobrecarga de información y guiarlos hacia sus preferencias, a fin de facilitar la toma de decisiones online. Las re-



RESUMEN DEL ARTÍCULO

El objetivo principal de este artículo es estudiar el valor que diferentes servicios audiovisuales online conceden a los sistemas de recomendaciones. Analizamos tres servicios que operan actualmente en España: Atresmedia, Movistar + y Netflix. Se propone un conjunto de criterios para comparar las recomendaciones presentes en cada plataforma y el uso que las empresas hacen de ellas. Los resultados muestran que los servicios audiovisuales han implementado las recomendaciones en diferente medida de acuerdo con su modelo de negocio y su actividad principal.

EXECUTIVE SUMMARY

The main purpose of this article is to study the value that different online audiovisual services give to the recommendation systems. We analyze three services currently operating in Spain: Atresmedia, Movistar + and Netflix. A set of criteria is proposed to compare the recommendations present in each platform and the use that companies make of them. The results show that the audiovisual services have implemented the recommendations to a different extent according to their business model and their main activity.

comendaciones han sido utilizadas y probadas con gran éxito en el comercio electrónico, ofreciendo así a las empresas una poderosa herramienta para dar valor adicional a sus clientes.

El objetivo principal de este artículo es estudiar el valor que diferentes servicios audiovisuales online conceden a los sistemas de recomendaciones. Analizamos tres servicios que operan actualmente en España -Atresmedia, Movistar + y Netflix-. Los tres representan la diversidad de orígenes de los servicios presentes en el mercado audiovisual actual: una cadena de televisión (Atresmedia), un operador de telecomunicaciones (Movistar) y un servicio internacional Over-The -Top (Netflix). Por lo tanto, nos centraremos en el

papel que desempeñan las recomendaciones en la mejora de la experiencia de los usuarios de medios audiovisuales, frente a otras estrategias de marketing que tienden a centrarse en el precio o la promoción. Partimos de la idea de que las empresas conceden un gran valor a la experiencia del usuario, y precisamente por eso, las recomendaciones son relevantes para ellas. En esta investigación se pretende conocer las ventajas percibidas por los gestores de las compañías. Utilizaremos el término servicios audiovisuales para referirnos indistintamente a estos operadores.

En primer lugar, repasaremos las prácticas que la industria audiovisual ha desarrollado para comprender mejor a sus audiencias y establecer con ellas una relación comercial que idealmente debería terminar en una relación de *engagement*. Hasta el momento, los diferentes sistemas de medición de audiencias han abordado la eficacia en términos cuantitativos. En este sentido, los algoritmos que permiten ofrecer recomendaciones representan una nueva era en la construcción de audiencias. Junto a esto, revisaremos algunos conceptos, como motores de recomendación o algoritmos, así como la dimensión técnica de las recomendaciones. Esto nos llevará a examinar cuestiones relacionadas con la confianza, la autoridad y la misión curatorial de los medios.

El análisis directo de los sistemas de recomendación de Movistar+, Atresmedia y Netflix se combina con entrevistas con directivos de las compañías españolas realizadas en 2017, año en el que centramos nuestro estudio. Este análisis tiene sus limitaciones, por la juventud de estos sistemas y la información disponible. Precisamente por eso, la principal aportación de este trabajo es la propuesta de un conjunto de criterios para comparar las recomendaciones

El objetivo principal de este artículo es estudiar el valor que diferentes servicios audiovisuales online conceden a los sistemas de recomendaciones.

presentes en cada plataforma y el uso que las empresas hacen de ellas. En la discusión final profundizaremos en las consecuencias de la irrupción de los sistemas de recomendación para la industria del entretenimiento.

2. MEDICIÓN DE AUDIENCIAS, SISTEMAS DE RECOMENDACIÓN Y ALGORITMOS: UNA APROXIMACIÓN TEÓRICA

El estudio sobre la relación de las cadenas de televisión con sus audiencias ha ocupado una gran parte de la investigación académica y profesional. Es una relación que persigue el consumo y, por tanto, requiere que las cadenas conozcan bien a sus audiencias y les proporcionen contenido relevante. Pero el consumo de medios, generalmente gratuito para el usuario y vinculado al ocio y el entretenimiento, ha contado siempre con altos niveles de incertidumbre tanto para el público como para las cadenas (Ang, 1991).

Los sistemas de medición de audiencia tenían como objetivo reducir la incertidumbre y fomentar la personalización, y han respaldado la actividad de programación de las cadenas, llevándolas a la lógica de la maximización de audiencias en cada franja horaria, para vender esas audiencias a los anunciantes (Portilla, 2015).

Desde que las cadenas comenzaron su actividad online, nos encontramos ante un cambio de paradigma para la industria audiovisual en general. Las cadenas de televisión coexisten con medios nativos digitales y son conscientes de la necesidad de adaptar y adquirir las herramientas que les permitan conocer mejor a la audiencia y, por lo tanto, adaptar la oferta de contenido a las preferencias del público. En un contexto de consumo audiovisual no lineal e individual, alejado de las limitaciones de tiempo y espacio, y caracterizado por la abundancia de contenidos, existe un nuevo desafío para construir una relación de *engagement* con la audiencia.

Estas circunstancias acercan el consumo audiovisual al consumo de otros tipos de bienes en el mercado. En el consumo de bienes de experiencia, los consumidores recurren generalmente a diversas fuentes para obtener información contrastada sobre el producto. Los sistemas de recomendación permiten a los usuarios obtener información sobre los productos que tienen disponibles para el consumo. Sirven para reducir los costes vinculados a la búsqueda y a la incertidumbre asociada con la elección de productos desconocidos, lo cual facilita la toma de decisiones online y la participación

PALABRAS CLAVE

audiencias,
recomendaciones,
algoritmos, mercado
audiovisual,
engagement.

KEY WORDS

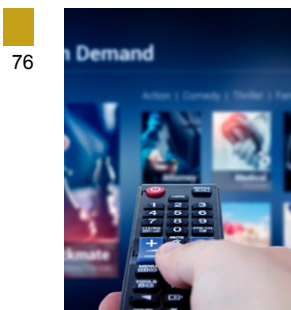
audiences,
recommendations,
algorithms,
audiovisual market,
engagement.

del público de manera más efectiva. Estos sistemas basados en algoritmos son fundamentales para los motores de búsqueda, las plataformas de redes sociales y los diversos agregadores de contenido como Amazon, YouTube, Spotify y Netflix.

Existen tres tipos principales de sistemas de recomendación, según el tipo de filtro en el que se basan: basado en el contenido, colaborativo e híbrido. Como señalan Lekakos, Charami y Caravelas (2009, p. 4): “Cada método tiene ventajas y deficiencias propias y se aplica mejor en situaciones específicas”. El filtrado basado en contenido funciona teniendo en cuenta las preferencias previas del usuario y comparándolas con las características de los artículos recomendables, prediciendo así el comportamiento futuro. Este tipo de filtro reduce las recomendaciones a aquellos artículos similares a los elegidos en el pasado. El filtro colaborativo se basa en la suposición de que los usuarios con gustos similares pueden servir como “recomendadores” el uno para el otro. Finalmente, los modelos de filtrado híbrido buscan unificar los otros dos enfoques para mejorar el rendimiento de los sistemas, así como su precisión y eficiencia.

La literatura existente sobre estos sistemas se centra principalmente en su uso en el comercio electrónico en general, pero la atención que las recomendaciones online han suscitado tanto en la industria como en la academia es enorme. Como apunta Gillespie (2014, p. 173), “si las cadenas de televisión ofrecían no solo contenido a las audiencias, sino también audiencias a los anunciantes, los servicios audiovisuales online no solo proporcionan información a los usuarios, sino también usuarios a sus algoritmos”. En cierto modo, y siguiendo a Van del Bulk y Moe, la industria de los medios siempre ha buscado formas de gestionar la abundancia a través de la personalización (2017, p. 2).

En ese sentido, conviene realizar algunas consideraciones sobre la naturaleza de los algoritmos que hay detrás de las recomendaciones. En primer lugar, no debe olvidarse que los algoritmos son percibidos como neutrales, y por lo tanto tienen una presencia cultural icónica que les da poder social, como dice Kitchin. Sin embargo, como él mismo señala, “los algoritmos no provienen de la nada, sino que se basan en los medios, las ideas y las categorías de clasificación existentes” (2017, p. 6). La inexistencia del algoritmo “en bruto” y la racionalidad detrás de su configuración significan que es posible intervenir en el diseño del algoritmo de una manera curatorial, como se espera en las industrias culturales. Morris (2015) toma

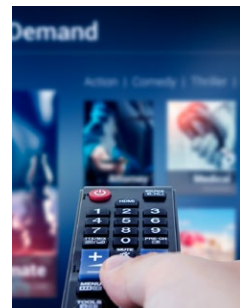


el concepto de Bourdieu de intermediarios culturales y considera los sistemas de recomendación como un nuevo tipo de intermediario cultural que prepara productos culturales para la circulación con la ayuda de los algoritmos: la forma en que las recomendaciones algorítmicas enmarcan el contenido y administran su presentación se convertiría en una parte importante del proceso de intermediación de presentación y representación de la cultura y, por lo tanto, de producción de cultura.

En este sentido, como señala Napoli (2014), los algoritmos juegan un papel cada vez más influyente en la producción de contenidos. Los datos que suministran pueden ayudar con las predicciones de la demanda. Netflix, por ejemplo, se ha caracterizado por desarrollar sus producciones originales basándose en el comportamiento y las calificaciones de sus usuarios, tratando de combinar los elementos con mayor probabilidad de éxito (Alba, 2017; Carr, 2013; Leber, 2013).

Por otro lado, en la industria del entretenimiento el público suele preferir lo que gusta a la mayoría. Como afirma Morris, “lejos de ser proveedores neutrales de predicciones, los sistemas de recomendación miden y fabrican audiencias para brindar sugerencias que priorizan los productos culturales más populares y de esta manera, ejercen un poder logístico que determina las formas en que las audiencias descubren, usan y experimentan el contenido cultural” (2015, p. 447). Sin embargo, otros autores como Helberger, Karpinnen y D’Acunto (2018) señalan que el diseño del algoritmo también puede evitar las burbujas de filtro (*filter bubbles*) que reducen la exposición del consumidor a diversos puntos de vista. Por tanto, si los servicios audiovisuales desempeñan con responsabilidad su función curatorial en el diseño del algoritmo, pueden colaborar en la exposición de la audiencia a una mayor diversidad.

Siguiendo a Gillespie (2017), podemos afirmar que el usuario es un elemento esencial en la relación triangular entre algoritmos, servicio audiovisual y audiencia. Las audiencias pueden percibir las recomendaciones basadas en gustos y preferencias previas como monotemáticas y repetitivas. Por lo tanto, el rol editorial puede ayudar a dar el paso a “esto es lo que debes descubrir” (Van Den Bulck and Moe, 2017, p. 13). La intermediación que desempeñan los sistemas de recomendación con la información provista por los algoritmos implica una función curatorial, y como señala Willson (2017), la función de filtrado y curaduría también puede sugerir al usuario lo que



debería estar viendo.

Sin embargo, esta relación con los usuarios también puede percibirse como vigilancia por parte del algoritmo. Las recomendaciones algorítmicas se basan en la información que puede reunirse de los usuarios y este problema abre otro debate en torno al equilibrio entre la precisión y la privacidad.

De acuerdo con Turow (2005) una relación personalizada y bidireccional con los clientes, no puede suceder sin cierta vigilancia. Aunque los usuarios siempre pueden seguir o ignorar las recomendaciones dadas por el algoritmo, parece claro que no hay forma de desactivar el filtrado (Van Den Bulck & Moe, 2017). Mientras que algunas personas agradecen ser reconocidas y que se les ofrezcan las mejores opciones a medida (Leeker, Shipper and Beyes, 2017), otras no quieren estar bajo la vigilancia de sus proveedores de contenidos y no están dispuestas a dar su información a cambio de ayuda para la toma de decisiones (Cohn, 2016).

La mayoría de las investigaciones tienden a señalar que, aunque todavía queda un largo camino por recorrer para mejorar la recomendación algorítmica, hay más ventajas que inconvenientes con respecto a su uso y desarrollo. Algunas preocupaciones hacen referencia al riesgo de polarización y de manipulación (Cohn, 2016) y a las dificultades para gestionar la visibilidad, ya que los algoritmos no están abiertos al escrutinio (Striphas, 2015). Los propietarios son empresas privadas y no están interesados en hacerlos públicos. Además, el requisito del conocimiento técnico suficiente para manejar sistemas matemáticos y técnicos complejos hace aún más difícil su comprensión. Por otro lado, algunos autores cuestionan la eficacia de estos sistemas, principalmente porque los usuarios son libres de seguirlos o no, pero también porque los gustos, las experiencias y los deseos son cambiantes (Ajzen & Fishbein, 1980; Fishbein & Ajzen, 1975).

3. ANÁLISIS DE LOS CASOS: ATRESMEDIA, MOVISTAR + Y NETFLIX

3.1. Atresmedia

Atresmedia es una de las principales cadenas de televisión en España, con seis canales de televisión digital terrestre en abierto y una plataforma online llamada Atresplayer. Atresmedia y Mediaset,



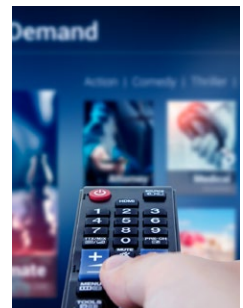
dominan el sector de la televisión, especialmente en ingresos publicitarios. Ambos sumaban el 55% de la audiencia total de televisión y el 85% de los ingresos por publicidad, con un beneficio neto de 129 y 147 millones de euros en 2016, respectivamente (CNMC, 2016). La tercera cadena de televisión es RTVE financiada por el Estado y que no compite por publicidad desde 2010.

Con el desarrollo de Internet, las tres cadenas nacionales crearon aplicaciones online para acceder a sus canales: Atresplayer y Atresmediaconecta para Atresmedia; Mitele para Mediaset, y +24, rtve.es, Clan y +tve para RTVE (Medina, Herrero & Etayo, 2015). Atresplayer alcanzó 4,8 millones de usuarios mensuales en 2013, según Sangrador, gerente digital de Atresmedia Advertising (Antonio Sangrador 2013, comunicación personal, 19 de noviembre).

El papel de Atresmedia en el campo de la información es especialmente relevante. Atresmedia es propietario de las dos marcas de noticias audiovisuales con mayor audiencia televisiva: Antena3 y LaSexta. Además, Antena3 ocupa el tercer puesto entre los principales referentes informativos online utilizados por el público español. Entre las cadenas de televisión, los servicios online de Antena3 ocupan el primer lugar y duplican la elección de RTVE o LaSexta como favoritos (Newman, Fletcher, Levy, & Nielsen, 2016).

Esta posición dominante en el campo de la información puede explicar que el grupo Atresmedia sólo utilice motores de recomendación en los contenidos informativos, específicamente en los videos cortos del sitio de noticias de Antena3 y La Sexta. Las recomendaciones existen y mejoran la circulación del usuario, al tiempo que contribuyen a la recirculación. El aumento de visitas a la página como resultado de estos motores de búsqueda es del 15%, según explicó Rubén Vara, gerente de marketing digital y análisis durante una entrevista telefónica (comunicación personal, 8 de marzo de 2017). Sin embargo, la plataforma Atresplayer, con sus contenidos de ficción y entretenimiento, no tiene un motor de recomendación. La razón fundamental proviene de la dimensión del catálogo, que se centra principalmente en los contenidos limitados de sus canales de televisión en abierto.

Según los directivos de la compañía, a medida que la plataforma evolucione y el catálogo crezca, se incorporarán los motores de búsqueda y recomendación. En cierto modo, si la plataforma excede el contenido de la televisión en abierto, la recomendación puede ser necesaria. En la situación actual, sin embargo, el trabajo se



centra en la personalización de la experiencia, tratando de adaptar el contenido que le gusta a la audiencia a sus patrones de consumo.

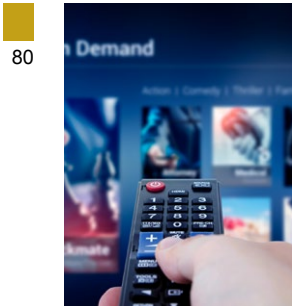
3.2. Movistar+

En junio de 2014, Telefónica, el principal operador de telecomunicaciones en España, compró el 56% de Canal Plus (primer canal de televisión de pago) y como resultado, el nuevo operador se llamó Movistar+, utilizando sistemas de transmisión por satélite y banda ancha (ADSL y fibra óptica). Se convirtió en el líder en el sector de televisión de pago y televisión a la carta (VOD). Alcanzó la cifra de 3,7 millones de suscriptores gracias a la fusión con Canal + en 2016 (CNMC, 2016).

Movistar+ es un servicio integral que incluye conectividad y entretenimiento. Además de los canales de televisión, series dramáticas y películas, tiene más de 16,000 referencias de catálogo. También lanzó su propio canal de televisión, llamado “#O” e invirtió € 70 millones en la producción interna de series de ficción.

En 2015 lanzó un algoritmo de recomendación de video a la carta basado en los datos masivos y estructurados de sus usuarios, con la intención de mejorar la experiencia del usuario y la usabilidad. Según los directivos de la compañía, los objetivos de implementar sistemas de recomendación son: impulsar el consumo a través del menor número de clics; facilitar la elección; aumentar el consumo y, por tanto, reducir las bajas de los clientes. El sistema para medir la eficacia de su recomendador consiste en las pruebas A/B, un método para comparar dos versiones de una página web o aplicación entre sí para determinar cuál se comporta mejor. El aumento del consumo de video a la carta con recomendación es del 50% en comparación con los consumidores que no lo usan (Telefónica, 2016). El resultado es que, si el consumo aumenta, el abandono del cliente cae significativamente y también aumenta su índice de satisfacción.

Morras -responsable de la división de Big Data - señala que las recomendaciones son más eficientes que otras herramientas de marketing. Si el catálogo es lo suficientemente grande, su coste es menor que los gastos de publicidad: “si tienes un gran catálogo, el recomendador es como un espejo: fácil de usar y seguro para el usuario” (Carlos Morras, comunicación personal, 3 de agosto de 2017).

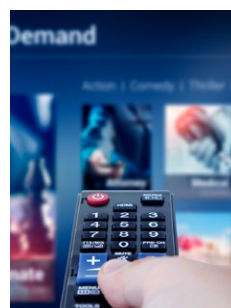


El recomendador de Movistar trabaja con todos los contenidos de su catálogo –dibujos animados, deportes y drama–, excepto contenido para adultos (Marcos, 2016). Solo registra datos de un perfil de usuario, por lo que no puede recomendar a los diferentes miembros de la familia que podrían usar la cuenta. Está dirigido principalmente al consumo familiar en una gran pantalla en el hogar. El sistema de recomendación está organizado siguiendo las cinco franjas horarias del consumo de televisión tradicional, por lo que la recomendación se centra más en el contexto de consumo que en los contenidos individuales.

Los datos registrados en los que se basa la recomendación responden al qué, cuándo (hora, día de la semana) y dónde (dispositivo) se disfrutaron los contenidos; además, gustos, pasatiempos y si es posible, datos disponibles sobre la región de donde proviene el usuario y otras variables socioeconómicas. Pero como agrega Morras, a veces la información no se traduce en una mejor recomendación, ya que la abundancia de datos complica el sistema y no necesariamente conduce a una mayor eficiencia (Carlos Morras, comunicación personal, 3 de agosto de 2017).

Por otra parte, Movistar+ trabaja en un sistema de recomendación que no solo se centra en las visualizaciones previas de los consumidores. El operador español hará uso de todos los datos que tiene de sus clientes y los reunirá en una estrategia llamada Aura. Permitirá recomendaciones sobre la oferta de productos y servicios que mejor se adapten a las necesidades y gustos de los clientes (Lago, 2017). Según Morras, la recomendación de Movistar se considera tan buena como la de Netflix, aunque su rendimiento de marketing es menos sólido. Netflix es más adecuado para usuarios individuales y consumo individual.

Movistar es uno de los principales operadores mundiales de telecomunicaciones. La compañía de telecomunicaciones ha destinado aproximadamente € 48,000 millones desde 2012 en el despliegue de infraestructuras de próxima generación (FBA y 4G). En este sentido, Movistar+, Atresmedia y Netflix no compiten en el mismo nivel. De hecho, en la oferta actual de Movistar+, también se incluyen algunos títulos de los catálogos de Netflix, HBO, Showtime, Fox y TNT.



3.3. Netflix

Netflix comenzó como una página web desde la que los clientes podían alquilar DVD y recibirlos por correo postal. En enero de 2007, Netflix comenzó la transmisión de contenido online, gratuita para los suscriptores del servicio de correo postal. Con la transición al suministro de contenido en streaming, Netflix empieza a competir con las cadenas de televisión.

La expansión internacional comienza con Canadá en 2010, América Latina en 2011 y el comienzo en Europa en 2012 (Netflix, 2016a). El servicio llega a España en octubre de 2015. Unos meses más tarde, en enero de 2016, Netflix llega a 190 países (Netflix, 2016b), con lo que oficialmente se puede llamar “global”.

Cabe señalar que Netflix, por su naturaleza, confiere gran importancia a la recomendación algorítmica dado que la abundancia es una parte clave de su negocio principal. Dicho negocio necesita encontrar el equilibrio entre la abundancia y la usabilidad, y para eso sirven los sistemas de recomendación.

La relación de Netflix con las recomendaciones es reconocida gracias al “Premio Netflix”, un concurso que duró casi tres años (2006-2009) y por el que la compañía ofreció “un millón de dólares al primer individuo o equipo que desarrollara un sistema de recomendación capaz de predecir clasificaciones de películas con al menos un 10% de precisión mayor que Cinematch, el sistema propio de la compañía”. El concurso atrajo a más de 50,000 participantes de 186 países (Hallinan & Striphas, 2016, p. 118).

El concurso dio un impulso mediático al compromiso de Netflix con la innovación y la tecnología y su preocupación por ofrecer la mejor recomendación posible. Netflix sin duda ha aprovechado su ventaja tecnológica para presentar un discurso que posiciona su oferta contra los medios tradicionales y la consolida como el futuro de la televisión. Como explica Tryon (2015, p. 105), su discurso en realidad está redefiniendo la percepción de lo que debería ser la televisión, ya que pone “énfasis en su capacidad para cumplir la promesa de prestigio, plenitud y participación para sus suscriptores”.

Gomez-Urbe y Hunt (2015, p. 2) explican cómo el sistema de recomendación de Netflix “consiste en una variedad de algoritmos que definen colectivamente la experiencia de Netflix, la mayoría de los cuales se combinan en la página principal de Netflix. Esta es la primera página que un suscriptor ve al iniciar sesión en el perfil de Netflix en cualquier dispositivo”. En su página de inicio, el conteni-



do está organizado y recomendado a través de varios criterios que pueden resumirse en (a) qué es tendencia, (b) qué es popular y (c) contenidos similares a otros consumidos o calificados previamente por el usuario. Esto es muy interesante para los consumidores, porque tiene en cuenta la dimensión social del consumo y la importancia de querer ver los contenidos que son populares.

Netflix confía en los resultados de sus sistemas de recomendación. De acuerdo con Gomez-Urbe y Hunt (2015), el sistema de recomendación de Netflix influye en el 80% de las opciones de visionado, mientras que el 20% proviene de las búsquedas de los usuarios. Sin embargo, el servicio aún es joven en España y se estima que tiene alrededor de 216,000 suscriptores (CNMC, 2016). Sin embargo, la base limitada de usuarios españoles de Netflix ya es parte de la base de datos masiva que respalda las decisiones del negocio. Será interesante seguir la evolución del asentamiento de esta empresa en el mercado español y lo que puede aportar en la redefinición de la cultura de consumo televisivo.

Como mencionábamos, los tres servicios descritos fueron elegidos para el análisis debido principalmente a su posición como medios que representan la diversidad de orígenes de los servicios presentes en el mercado audiovisual actual. En efecto, esta variedad sirve para enriquecer la descripción del panorama presentado sobre el uso e implementación de recomendadores en los distintos medios. No obstante, es importante recalcar que más allá de un objetivo descriptivo, las diferencias entre Movistar, Atresmedia y Netflix sirven como puntos de partida para establecer los criterios planteados para evaluar la efectividad de las herramientas. La estructura de los distintos medios influye también en la gestión de sus contenidos, en sus objetivos, en el uso que pretenden dar a dichas herramientas y en el futuro que contemplan para ellas.

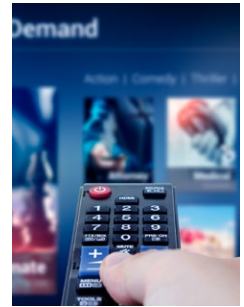


Tabla 1. Características de Atresmedia, Movistar+ y Netflix

	ATRESMEDIA	MOVISTAR+	NETFLIX
Tipo de operador	Cadena de televisión nacional	Operador de telecomunicaciones	Servicio de vídeo OTT internacional
Usuarios (2016)	31,1% cuota de pantalla	3.646.984 abonados	216,000 suscriptores
Posición dominante	Información y programación popular	Telecomunicación (empaquetado TV, Internet, teléfono)	Ficción (series y películas)
Fuente de ingresos principal	Publicidad	Tarifa plana	Cuota mensual
Nacimiento	1989	2014	1998
Implementación recomendadores	2013	2015	1998

Fuente: elaboración propia a partir de datos CNMC (2016) y entrevistas personales

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El objetivo del presente trabajo es comparar las herramientas de recomendación de cada plataforma. Para ello hemos definido cinco criterios generales a través de los cuales es posible evaluar la efectividad de las herramientas de recomendación: 1) el tipo de contenido disponible 2) el volumen del catálogo del servicio 3) los datos solicitados por el servicio sobre sus usuarios durante el registro 4) la información utilizada para el proceso de filtrado y recomendación, y 5) la medida utilizada para evaluar la efectividad de la herramienta. Estos criterios han sido definidos de acuerdo a lo observado en la revisión de la literatura y el análisis de las compañías.

La siguiente tabla resume la recopilación de información para las plataformas estudiadas (**Tabla 2**)

Atresmedia es un canal gratuito cuyo negocio más rentable depende de la inversión publicitaria basada en los índices de audiencia. Por tanto, el objetivo principal es aumentar la circulación y eso explica la ausencia de requisitos para el registro. Respecto al tipo de contenidos, es interesante comprobar cómo Atresmedia centra el uso de recomendaciones en los clips de noticias, al gozar de buena reputación en el ámbito informativo. Esto va unido a las posibilidades de aumentar la circulación con estos contenidos, que están en la base de su estrategia.

Tabla 2. Análisis comparativo de Atresmedia, Movistar+ y Netflix

ATRESMEDIA	
Tipo de contenido	Videos informativos (de las webs de las cadenas Antena3 y La Sexta)
Volumen del catálogo	Abundante (todas las piezas de noticias de los programas informativos)
Datos solicitados	No se requiere registro; política de cookies
Criterios de recomendación	Because You Watched (BYW) (sugerencias relacionadas con visionados previos)
Sistema de medición	Circulación y re-circulación (15% aumento en páginas vistas)
MOVISTAR	
Tipo de contenido	Deportes, películas, dibujos animados, series (todo excepto contenido para adultos)
Volumen del catálogo	Muy grande (16,000 referencias incluido deportes)
Datos solicitados	Perfil de usuario del a) servicio de telecomunicaciones (b) y de la plataforma Movistar+
Criterios de recomendación	Franjas horarias Contenido relacionado con visionados previos
Sistema de medición	Consumo a través del menor número de clicks. A/B Tests. Descenso de las bajas. Aumento en el índice de satisfacción
NETFLIX	
Tipo de contenido	Películas y series
Volumen del catálogo	Abundante (alrededor de 2.560 títulos en el catálogo español en febrero de 2017)
Datos solicitados	Cuenta, perfiles y uso de la plataforma
Criterios de recomendación	Organización personalizada de ranking de videos "Top", lo mejor del catálogo (Top N video ranker) Organización de ranking de tendencias a corto plazo (Short-term temporal trends ranker): tendencias que se repiten cada cierto tiempo, con efecto limitado y tendencias relacionadas con eventos. Because You Watched (BYW) (sugerencias relacionadas con visionados previos)
Sistema de medición	Mejora de retención de miembros, Tests A/B.

Fuente: Elaboración propia

Sin embargo, en el caso de Movistar+ y Netflix, las tarifas de suscripción son los ingresos más relevantes, por lo que mejorar la retención y evitar el abandono resulta crucial. Para conseguir ambos objetivos, es necesario aumentar la satisfacción de los clientes, que va unida, entre otros aspectos, a un amplio catálogo. Sin embargo, la gran diferencia entre estas dos empresas es

que el negocio principal de Movistar+ consiste es la distribución de telecomunicaciones, por tanto, la clave de la fidelidad de sus clientes no está exclusivamente en los contenidos, sino en las ofertas de los servicios añadidos. Su estrategia para mejorar sus sistemas de recomendación se centra en la recopilación de datos de los clientes.

Movistar+ organiza su sistema de recomendación de acuerdo con las franjas de consumo de televisión tradicional. Netflix y Atresmedia se centran en contenidos que respondan a los intereses y gustos de sus clientes. Una de las razones es que el catálogo de Movistar + es muy amplio, pero no todos sus contenidos son lo suficientemente atractivos como para atraer grandes audiencias, como lo hace Netflix.

Finalmente, parece claro que todavía no existe una medida fija y eficaz para evaluar la efectividad de las recomendaciones. Aunque los departamentos de marketing usan pruebas A/B para comparar y experimentar con métricas, no existe una medida válida para comparar diferentes compañías. El criterio designado para esta medición de eficiencia está condicionado por el modelo de negocio de las empresas.



5. CONSECUENCIAS

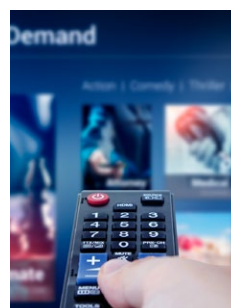
Los sistemas de recomendaciones permiten reducir la incertidumbre y el riesgo de la producción audiovisual y facilitan una mayor satisfacción para los usuarios de plataformas digitales. Sin embargo, existen factores externos que condicionan su eficacia y difícilmente pueden controlarse a partir de las divisiones de big data de las compañías. Si los sistemas de recomendaciones digitales fueran infalibles y pudieran predecir sin error las selecciones de los espectadores, pondría fin a la incertidumbre que caracteriza a la industria del entretenimiento. Comprender la relación triangular entre los servicios audiovisuales (ejerciendo su función curatorial), los algoritmos y las audiencias y, por lo tanto, la naturaleza relacional de los algoritmos, parece estar en el centro de la mejora de la eficacia de las recomendaciones.

Sin lugar a dudas, las recomendaciones tienen sentido y son operativas si el catálogo disponible es grande. Por otro lado, la búsqueda de la personalización no parece del todo posible en la

industria de la producción audiovisual, basada en las economías de escala. Producir contenido es costoso y tiene que ser rentable. Es rentable cuando una gran cantidad de usuarios está dispuesta a consumirlo. Por lo tanto, los algoritmos ofrecen grupos de población que comparten intereses, gustos y aficiones, y cuanto mayores sean estos grupos, mayores serán las posibilidades de ofrecer contenido valioso de una manera rentable. Por tanto, la personalización en la industria del entretenimiento está subordinada a la popularidad.

El otro factor que hace que las recomendaciones sean operativas es una cartera de clientes leales con un alto nivel de consumo. Las recomendaciones se basan en la repetición de lo que hemos visto y apreciado. Cuanta más información se tenga, menores son las posibilidades de error. Además, el poder predictivo del algoritmo es mayor cuando lo refuerzan amigos cercanos o críticos.

Y, por último, no debemos olvidar que, pese a que los macrodatos ayudan a las compañías a conocer mejor a sus consumidores, no pueden ofrecer todo lo que sus clientes quieran; solo pueden ofrecer lo que tienen, lo que es posible ofrecer, y principalmente lo que es económicamente rentable. Una recomendación es una oferta de asesoramiento pero nada obliga a seguir las sugerencias ofrecidas. Los seres humanos son libres y les gusta el cambio. Resulta difícil predecir las elecciones de las personas porque la libertad humana rompe todo comportamiento automático. Las recomendaciones pueden descartarse a menudo por un deseo de cambio o de sorpresa. Los algoritmos no pueden adivinar los estados de ánimo o los deseos de los espectadores; por lo tanto, las recomendaciones a menudo pueden no acertar y frustrar a quien las sigue. En síntesis, los sistemas de recomendaciones son una acción complementaria de acciones tradicionales de promoción y marketing. En la industria del entretenimiento, la incertidumbre sigue siendo un rasgo característico (Anderson, Foros & Kind, 2018).



REFERENCIAS

- Alba, D. (2017, January). Netflix is killing it -big time- after pouring cash into original shows. *Wired.com*. Retrieved from <http://www.wired.com>.
- Ajzen, I. & Fishbein, M. (1980). *Understanding Attitudes and Predicting Social Behaviour*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Anderson, S. P., Foros, Ø., & Kind, H. J. (2018). Competition for advertisers and for viewers in media markets. *The Economic Journal*, 128(608), 34-54.
- Ang, I. (1991). *Desperately seeking the audience*. London: Routledge.
- Carr, D. (2013, February). Giving Viewers What They Want. *The New York Times*. Retrieved from <http://www.nytimes.com>.
- CNMC (2016). *Informe Económico Sectorial de las Telecomunicaciones y el Audiovisual*. Madrid: CNMC, Retrieved from CNMC website: <http://data.cnmc.es/datagraph/files/Informe%20Telecos%20y%20Audiovisual%202016.pdf> (accessed 20 July 2017).
- Cohn, J. (2016). My TiVo Thinks I'm Gay: Algorithmic Culture and Its Discon. *Television & New Media*, 17(8), 675-690.
- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention, and behavior: An introduction to theory and research*. Reading, MA: Addison-Wesley.
- Gillespie, T. (2014). The relevance of algorithms. Retrieved October 13, 2017, from <https://ebookcentral.proquest.com/lib/oxford/reader.action?docID=3339732>.
- Gillespie, T. (2017). Algorithmically recognizable: Santorum's Google problem, and Google's Santorum problem. *Information, Communication & Society*, 20(1), 63-80.
- Gomez-Urbe, C. A., & Hunt, N. (2015). The Netflix Recommender System. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 6(4), 1-19.
- Hallinan, B. & Striphas, T. (2016). Recommended for you: The Netflix Prize and the production of algorithmic culture. *New Media & Society* 18 (1), 117-137.
- Helberger, N., Karpinnen, K., & D'Acunto, L. (2018). Exposure diversity as a design principle for recommender systems. *Information, Communication & Society*, 21(2), 191-207.
- Kitchin, R. (2017). The social power of algorithms. *Information, Communication & Society*, 20(1), 1-13.
- Lago, Santiago (2017, January). Movistar. No queremos ser comparados con Netflix y HBO. *Hipertextual*. Retrieved from: <https://hipertextual.com/2017/01/movistar-hbo-netflix>.
- Leber, J. (2013, February). "House of Cards" and Our Future of Algorithmic Programming. *MIT Technology Review*. Retrieved from: <https://www.technologyreview.com/s/511771/house-of-cards-and-our-future-of-algorithmic-programming>.
- Leeker, M., Shipper, I., & Beyes, T. (2017). *Performing the Digital*. Bielefeld: Digital Society.
- Lekakos, G., Charami, M., & Caravelas, P. (2009). Personalized Movie Recommendation. In B. Furht (Ed.), *Handbook of Multimedia for Digital Entertainment and Arts* (pp. 3-26). Boston: Springer.
- Marcos, N. (2016). Netflix, HBO o Movistar. Comparamos catálogos, precios y características técnicas de las plataformas de televisión a la carta. *El País*. Available from: http://cultura.elpais.com/cultura/2016/12/03/television/1480762612_522890.html (accessed 7 December 2016).
- Medina, M., Herrero, M., & and Etayo, C. (2015). The impact of digitalization on the strategies of pay TV in Spain, *Revista Latina de Comunicación Social*, 70, 252-269.
- Morris, J. W. (2015). Curation by code: Infomediaries and the data mining of taste. *European Journal of Cultural Studies*, 18(45), 446-463.
- Napoli, P. M. (2014). Automated Media: An Institutional Theory Perspective on Algorithmic Media Production and Consumption. *Communication Theory*, 24(3), 340-360.
- Netflix (2016a). Cronología de Netflix. Available from: <https://media.netflix.com/es/about-netflix> (accessed 3 March 2017).
- Netflix (2016b). Netflix Is Now Available Around the World. Netflix Media Centre. Available from: <https://media.netflix.com/en/press-releases/netflix-is-now-available-around-the-world> (accessed 6 January 2016).
- Newman, N., Fletcher, R., Levy, D., & Nielsen, R. K. (2016). *Reuters Institute Digital News Report 2016*. Oxford: Reuters Institute for the Study of Journalism. Available from: <http://reutersinstitute.politics.ox.ac.uk/sites/default/files/research/files/Digital%2520News%2520Report%25202016.pdf>.



- Portilla, I. (2015). Television Audience Measurement: Proposals of the Industry in the Era of Digitalization. *Trípodos*, 36, 75-92.
- Striphas, T. (2015). Algorithmic culture. *European Journal of Cultural Studies*, 18(45), 395–412.
- Telefónica (2016) *La Sociedad de la Información en España 2016*. Madrid: Fundación Telefónica Ariel. Available from: http://www.fundaciontelefonica.com/artes_cultura/sociedad-de-la-informacion/informe-sie-espana-2016/.
- Tryon, C. (2015). TV got better: Netflix's original programming strategies and binge viewing. *Media Industries Journal* 2.2, 2(2), 104–116.
- Turow, J. (2005). Audience Construction and Culture Production: Marketing Surveillance in the Digital Age. *The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science*, 597(1), 103–121.
- Van Den Bulck, H., & Moe, H. (2017). Public service media, universality and personalisation through algorithms: mapping strategies and exploring dilemmas. *Media, Culture and Society*, 40(60), 1–18.
- Willson, M. (2017). Algorithms (and the) everyday. *Information, Communication & Society*, 20(1), 137–150.

Entrevistas personales

- Vara, Rubén.** Gerente de marketing digital y análisis de Atresmedia. 8 de marzo de 2017.
- Sangrador, Antonio.** Gerente digital de Atresmedia Advertising. 19 de noviembre 2013.
- Morras, Carlos.** Responsable de la división de Big Data de Movistar. 3 de agosto de 2017.

NOTAS

1. **Autora de contacto:** Departamento de Marketing y Empresas de Comunicación; Universidad de Navarra. Campus Universitario; 31080 PAMPLONA (Navarra); SPAIN

