

BAB II

KERANGKA TEORI/KERANGKA KONSEP

2.1 Penelitian Terdahulu

Dalam melakukan penelitian mengenai implementasi *algorithmic news recommendation* Kumparan, peneliti melakukan riset-riset berdasarkan penelitian terdahulu untuk menemukan kebaruan. Selain itu, penelitian terdahulu juga menjadi dasar peneliti untuk melakukan penelitian lebih lanjut. Untuk mempermudah analisis, peneliti membagi penelitian terdahulu menjadi beberapa subbab.

2.1.1 Implementasi *Automated Journalism* di Media

Penelitian terdahulu mengambil penerapan *automated journalism* di media. Penelitian ingin berfokus mengenai *algorithmic news recommendation* di media. Oleh karena itu, penelitian Møller pada 2022, menjadi salah satu dasar dari penelitian ini. Dalam penelitian terdahulu ini, peneliti menjelaskan mengenai konsep dari *algorithmic news recommendation* yang menjadi konsep utama dari penelitian. Namun, penelitian terdahulu ini berfokus dalam membahas peran *gatekeeping* dalam dunia *automated journalism*. *Gatekeeping* telah lama menjadi suatu bagian dari struktur jurnalisme. *Gatekeepers* memiliki fungsi penting dalam menyaring isi berita. *Gatekeepers* menentukan apa yang akan dipublikasi ke massa, yang artinya mereka menentukan apa yang akan jadi realita publik dan apa pandangan mereka terhadap dunia (Shoemaker & Vos, 2009). Relevansi *gatekeeping theory* menjadi lebih relevan, atas keadaan perubahan otomatisasi dalam proses pekerjaan jurnalistik

dan bagaimana sebuah berita terstruktur (Vos, 2019). Namun, teori *gatekeeping* klasik masih kesulitan dalam membahas proses pemilihan berita kontemporer dan peningkatan algoritme dalam pemilihan informasi (Wallace, 2018).

Praktik *algorithmic news recommendation* juga didukung oleh penelitian lainnya yang memaparkan hasil bahwa lebih banyak orang yang mengapresiasi rekomendasi yang berasal dari algoritme/mesin dibandingkan manusia (Thurman et al, 2018). Oleh karena itu, terbukti bahwa penerapan *algorithmic news recommendation* membawa dampak baik bagi masyarakat. Meskipun demikian, belum ada penelitian yang membahas mengenai implementasi *automated journalism* (atau *algorithmic news recommendation*) terhadap pengguna yang *login* dan tidak *login*.

Meskipun penelitian Thurman et al menyatakan bahwa penggunaan *algorithmic news recommendation* mendapatkan apresiasi yang lebih baik, terdapat juga penelitian terdahulu Balázs Bodó (2019) yang menyatakan bahwa *algorithmic news recommendation* berubah dari sebuah alat untuk melengkapi kebutuhan audiens menjadi alat untuk mengontrol audiens. Terdapat konflik yang muncul di dalam implementasi *algorithmic news recommendation* di media. Akibatnya, dapat muncul isu-isu terkait privasi apabila implementasi *algorithmic news recommendation* tidak dilakukan dengan benar.

2.1.2 Perbedaan Rekomendasi

Salah satu penelitian terdahulu juga membahas mengenai perbandingan *search results* antara pengguna yang *login* dan menggunakan *incognito mode* di *Google*. Dalam penelitian ini, peneliti lebih berfokus mengenai fenomena *filter bubble*.

Dalam penelitian ini, peneliti memiliki kecemasan bahwa *Google* tidak memegang omongannya mengenai memperbaiki masalah *filter bubble* yang terjadi akibat penerapan sistem rekomendasinya. Peneliti memiliki hipotesis awal bahwa pengguna yang berada dalam *incognito mode* seharusnya semuanya mendapatkan hasil pencarian yang sama karena tidak adanya perekaman *history* dan *cookies* yang terjadi. Alhasil, ternyata para pengguna yang mengakses *incognito* masing-masing mendapatkan hasil pencarian yang bervariasi. Dari 76 partisipan, terdapat 62 set variasi yang berbeda. Sedangkan pada yang *login* terdapat 58 variasi dari 76 partisipan. Padahal, pencarian dilakukan di waktu yang bersamaan. Hasil ini membuktikan bahwa *Google* ternyata tidak benar-benar menjaga privasi dari penggunanya yang memutuskan untuk tidak direkam *behavior* ataupun *historynya*.

Relevansi penelitian ini dengan penelitian *algorithmic news recommendation* peneliti adalah metode yang dilakukan. Peneliti juga akan melakukan penelitian dengan eksperimen antara 2 grup (kontrol dan eksperimen). Namun, perbedaannya adalah jika dalam penelitian terdahulu menggunakan orang yang sama untuk grup kontrol dan

eksperimen, peneliti akan menerapkan *independent type*. Hal ini berarti masing-masing pengguna hanya akan berada di satu grup saja (kontrol/eksperimen).

Peneliti juga akan mengambil variasi berita yang muncul dalam hasil “For You” Kumparan seperti penelitian terdahulu. Namun, data utama yang ingin dikumpulkan adalah frekuensi munculnya berita yang berada di kategori kumparanMOM. Hal ini dikarenakan penelitian tidak berfokus pada fenomena *filter bubble*, sehingga peneliti tidak fokus pada perbandingan dataset yang muncul di laman “For You” Kumparan.

Perbedaan yang dilakukan saat riset adalah, peneliti akan meminta para pengguna untuk mengakses sebanyak total 500 berita terlebih dahulu sebelum pada akhirnya melihat hasil rekomendasi di laman “For You”. Hal ini dikarenakan sistem rekomendasi memiliki *cold-start problem* atau secara sistem harus mencapai jumlah klik terlebih dahulu sebelum bisa memberikan rekomendasi yang tepat untuk pengguna (Moller, 2022, p.802).

Setelah membuka 500 berita, peneliti akan meminta para pengguna untuk melakukan *screenshot* laman “For You” untuk melihat 2 hal:

1. Seberapa banyak frekuensi munculnya berita dalam kategori kumparanMOM?
2. Seberapa banyak variasi kategori yang muncul di laman “For You” pengguna yang *login* maupun yang tidak *login*?

Tabel 2.1 Ringkasan Penelitian Terdahulu

	Mario Haim, Andreas Graefe & Hans-Bernd Brosius (2017)	Privacy Research (2018)	Lynge Asbjørn Möller (2022)
Judul	<i>Burst of the Filter Bubble?</i>	<i>Measuring the "Filter Bubble": How Google is influencing what you click</i>	<i>Recommended for You: How Newspapers Normalise Algorithmic News Recommendation to Fit Their Gatekeeping Role</i>
Hasil	<i>-Algorithmic Personalization - News Diversity</i>	Pengguna <i>incognito</i> maupun <i>login</i> pada <i>search engine Google</i> sama-sama mendapatkan variasi pada hasil rekomendasinya.	Penelitian menjabarkan macam-macam <i>algorithmic news recommendation</i> .
Relevansi	1. Sebagai pembuktian bahwa penerapan <i>algorithmic news recommendation</i> membawa dampak positif bagi penggunaannya.	1. Metode yang dilakukan mirip dengan apa yang akan dilakukan oleh penelitian.	1. Mengambil operasionalisasi variabel “frekuensi” dari hasil penjabaran <i>algorithmic news recommendation</i> . 2. Mendapatkan penjabaran mengenai jenis-jenis <i>algorithmic news recommendation</i> .

2.1.3 Celah Studi Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu telah membahas mengenai konsep dasar *algorithmic news recommendation* hingga cara bekerjanya. Penelitian Graefe et al. (2017) bahkan menjelaskan mengenai bagaimana *algorithmic news recommendation* membantu pengguna mendapatkan berita yang sesuai dengan personalisasi.

Meskipun demikian, belum ada penelitian yang melakukan eksperimen terhadap *treatment login* dan tidak *login* terhadap media yang menerapkan *algorithmic news recommendation*. Penelitian terdahulu terdekat yang dapat dijadikan referensi dari Privacy Research (2018), menggunakan metode yang mirip dengan peneliti. Namun, penelitian ini dilakukan terhadap sebuah *search engine*, yaitu *Google*.

Oleh karena itu, peneliti mengambil celah ini untuk melakukan penelitian apakah penerapan *algorithmic news recommendation* di media Kumparan sudah berjalan dengan baik.

2.2 Teori atau Konsep yang digunakan

Selain penelitian terdahulu, peneliti juga akan menggunakan beberapa konsep dan teori untuk menjadi dasar dari penelitian ini. Dalam menganalisis data, peneliti akan menggunakan *pattern-matching*. Oleh karena itu, konsep dan teori sangat penting keberadaannya sebagai pembanding dan pengarah dari penelitian.

2.2.1 *Automated Journalism*

Jurnalisme otomatisasi adalah sebuah proses penggunaan perangkat lunak atau algoritme untuk membuat sebuah berita secara otomatis tanpa bantuan manusia (Graefe, 2016). Jurnalisme otomatisasi dapat mengumpulkan dan menganalisis data sampai membuat dan mempublikasi sebuah berita. Dalam implementasinya, Graefe menerangkan mengenai cara kerja jurnalisme otomatisasi dalam memproduksi sebuah berita.

Pertama adalah *collect data*. Pada tahap ini, perangkat lunak akan mengumpulkan data dari berbagai macam sumber (Graefe, 2016). Data yang dikumpulkan tersebut yang menjadi dasar dari *automated journalism*. Langkah selanjutnya adalah *identify interesting events*. Perangkat akan mengidentifikasi hal-hal menarik secara analisis statistik berdasarkan keasingan, tren, dan korelasi. Tahap ketiga *prioritize insights*, perangkat akan mengklasifikasikan dan mengutamakan *insight* berdasarkan kepentingan atau signifikansinya. Keempat, *generate narrative* adalah bagian memasukkan elemen-elemen yang layak diberitakan. Terakhir, *publish story* memicu pada publikasi berita secara otomatis ataupun melalui ulasan editorial.

Selain *automated journalism*, sebenarnya juga terdapat studi mengenai *computational journalism*. Konsep *computational journalism* membahas mengenai penggabungan algoritme, data dan pengetahuan dari ilmu sosial untuk menjadi suplemen dari fungsi jurnalisme (Anderson, 2012).

Dari hasil riset ini, disimpulkan bahwa *automated journalism* adalah konsep yang tepat untuk digunakan untuk penelitian.

2.2.2 Algorithmic News Recommendation

Konsep besar telah dijelaskan di bagian pertama yaitu *automated journalism*. Namun, penerapan *automated journalism* di Kumparan lebih spesifik. Kumparan menerapkan *algorithmic news recommendation*. Kumparan menyediakan layanan otomatisasi rekomendasi berita pada pengguna. Kumparan memberikan rekomendasi berita terbaru, populer, hingga iklan atau *advertisement*.

Mengenal konsepnya, *algorithmic news recommendation* adalah sebuah proses pemilihan berita yang diotomatisasi sesuai dengan kategori-kategori tertentu. Tugas algoritme dalam konteks sistem rekomendasi berita adalah untuk menyusun dan mengurutkan berita sesuai dengan prinsip yang telah ditentukan (Möller et al., 2018, p. 961).

Tentunya dengan proses *algorithmic news recommendation* ini, pekerjaan jurnalis dimudahkan karena tidak perlu lagi secara manual memberikan rekomendasi berita. *Artificial Intelligence* Kumparan menggantikan peran jurnalis dalam menyaring dan menyusun berita yang disuguhkan ke masyarakat.

Meskipun demikian, jurnalis tentunya tidak melepas perannya. Walaupun pekerjaan pengumpulan, pengolahan, dan rekomendasi dilakukan oleh algoritme, penentuan logika dari *algorithmic news recommendation* tetap menjadi tugas jurnalis. Maka dari itu, diperlukannya

expertise dalam menerapkan jurnalisme otomatisasi di sebuah media (Bodó, 2019, p.1062).

Dalam implementasinya, *algorithmic news recommendation* memiliki berbagai macam bentuk (Möller, 2022).

1. *Popularity-based filtering*:

Bentuk *algorithmic news recommendation* ini merupakan proses penyaringan berita berdasarkan berita favorit. Dalam sebuah situs web, berita favorit dihitung dari jumlah klik dan total waktu yang dihabiskan pengguna di laman tersebut (Zamith, 2018, p.4). Pendekatan ini dapat bersifat bias karena tidak semua berita memiliki jumlah ketertarikan yang sama dengan topik lainnya.

Fenomena ini disebut dengan “*popularity biases*” (Webster, 2014) dan “*bandwagon effects*” yang fokus kepada konsumen mendapatkan rekomendasi berita yang memang sudah populer (Napoli, 2011). Pendekatan ini sedikit bertentangan terhadap konsep jurnalisme otomatisasi yang bertujuan memberikan berita yang lebih *personalized* terhadap pengguna (Thurman et al., 2019).

2. *Content-based filtering*:

Berbeda dengan *popularity-based filtering*, pendekatan *content-based filtering* lebih memiliki kompleksitas terhadap algoritmenya. Seperti namanya, *content-based filtering* memberikan rekomendasi berdasarkan konten.

Jika *popularity-based filtering* menggunakan data dari situs web itu sendiri, *content-based filtering* menggunakan data dari *user* atau pengguna situs untuk menciptakan rekomendasi. (Möller, 2022, p.801)

Lebih rincinya, *content-based filtering* mengambil data dari konten yang telah diakses *user* dan diolah menjadi rekomendasi yang lebih *personalized* bagi pengguna. Secara lebih spesifik, *content-based filtering* memberikan rekomendasi berita baru dipadukan dengan berita yang sudah diakses (Karimi et al., 2018). Hal ini berarti apabila dari *history* pengguna suka berita berhubungan dengan sepak bola, maka rekomendasi berita yang akan muncul adalah mengenai sepak bola.

3. *Collaborative filtering*:

Jika *content-based filtering* fokus pada berita baru dan berita yang sudah pernah diakses oleh *user* itu sendiri, *collaborative filtering* merupakan pendekatan yang lebih kompleks. Jenis pendekatan ini mengambil data selera berita *user* berdasarkan dengan *user* lainnya dengan *habit* dan perilaku yang serupa.

Pendekatan ini menerapkan proses rekomendasi “*word of mouth*” (Bozdog, 2013). Contohnya apabila terdapat dua *user* yang sama-sama menyukai sepak bola dengan *habit* atau perilaku yang serupa, berita yang dibaca oleh *User A* dapat menjadi *algorithmic news*

recommendation bagi *User B*. Hal ini pun berlaku sebaliknya.

4. *Hybrid approaches*:

Pendekatan terakhir merupakan gabungan dari tiga pendekatan lainnya. *Hybrid approaches* membahas mengenai langkah yang lebih kompleks terhadap rekomendasi berita yang diberikan kepada para pengguna (Möller et al., 2018).

Dalam pendekatan ini dibahas bahwa untuk memberikan rekomendasi yang baik, diperlukannya minimal data dari *user*. Oleh karena itu, langkah pertama yang dilakukan adalah dengan menyebarkan rekomendasi menggunakan *popularity-based filtering*, dan *collaborative filtering*. Lalu, setelah data *habit* dan perilaku tersebut dikumpulkan, pengaplikasian *content-based filtering* dimulai untuk memberikan berita yang sesuai dengan selera para pengguna.

Konsep ini menggambarkan bagaimana cara algoritme bekerja dalam memberikan *news recommendation* yang sesuai dengan pengguna sehingga memberikan kesan *personalized*. Masing-masing pendekatan memiliki kelebihan dan kekurangannya. Oleh karena itu, konsep ini relevan bagi penelitian sebagai panduan atau dasar dari penerapan *algorithmic news recommendation*.

Algorithmic news recommendation akan memberikan semakin banyak rekomendasi berdasarkan

dengan perilaku pengguna ketika jumlah klik sudah terkumpul (Hindman dalam Moller, 2022, p,802).

2.3 Hipotesis Penelitian

Penelitian akan dilakukan terhadap 2 grup (eksperimen dan kontrol) untuk melihat apakah terdapat perbedaan frekuensi rekomendasi berita yang didapatkan. Oleh karena itu, disimpulkan hipotesis penelitian sebagai berikut

H₀ = Tidak ada perbedaan grup eksperimen dan grup kontrol

H_a = Ada perbedaan antara grup eksperimen dan grup kontrol

2.4 Alur Penelitian

Metode *algorithmic news recommendation* dipelajari dengan mengambil data pengguna (Wu et al., 2022). Oleh karena itu, peneliti ingin melakukan sebuah eksperimen untuk mengetahui apakah Kumaran telah menerapkan *algorithmic news recommendation* dengan benar.

Gambar 2.1 Alur Penelitian



Sumber: Olahan Pribadi, 2022