

Desain Komunikasi Visual Berbasis Segmentasi Pelanggan untuk H&M

Vany Terisia¹, Widi Hastomo^{1*}, Elliya Sestri¹, Muhajir Syamsu¹, Lyscha Novitasari²,
Yoga Rarasto Putra², Zul Fiqhri², Pantja Sudarwanto¹, Kukuh Daruningsih¹

¹Program Studi Teknologi Informasi, ITB Ahmad Dahlan, Jl. Ir. H. Juanda No. 77, Ciputat, Tangerang Selatan, Banten 15419

²Program Studi Desain Komunikasi Visual, ITB Ahmad Dahlan Jl. Ir. H. Juanda No. 7, Ciputat, Tangerang Selatan, Banten 15419

**Corresponding Author: Widiie.has@gmail.com.*

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk merancang strategi komunikasi visual berdasarkan segmentasi pelanggan pada industri fashion retail, studi kasus pada H&M Group. Data diambil dari dataset H&M Personalized Fashion Recommendations di Kaggle dan diolah dengan pendekatan RFM (Recency, Frequency, Monetary) serta algoritma K-Means clustering untuk mengidentifikasi tipe pelanggan. Hasil analisis menunjukkan tiga kluster utama: pelanggan bernilai tinggi, sedang, dan rendah. Berdasarkan hasil tersebut, dirancang pendekatan visual yang berbeda untuk setiap segmen, baik dalam desain iklan digital maupun visual merchandising. Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengambilan keputusan pemasaran visual yang berbasis data untuk meningkatkan retensi pelanggan.

Kata kunci: komunikasi visual, segmentasi pelanggan, RFM, fashion retail, desain berbasis data

Abstract

This study aims to design visual communication strategies based on customer segmentation in the fashion retail industry, with a case study on H&M Group. The data was taken from the H&M Personalized Fashion Recommendations dataset on Kaggle and processed using the RFM (Regency, Frequency, Monetary) approach and K-Means clustering algorithm to identify customer types. The results showed three main clusters: high, medium, and low-value customers. Based on these results, different visual design approaches were created for each segment, both in digital advertising and visual merchandising. This study contributes to data-driven visual marketing decision-making to improve customer retention.

Keywords: visual communication, customer segmentation, RFM, fashion retail, data-driven design

PENDAHULUAN

Industri fashion retail terus berkembang seiring dengan perubahan perilaku konsumen yang semakin dinamis (Purcarea et al., 2022). Salah satu tantangan utama adalah memahami preferensi pelanggan secara mendalam agar strategi komunikasi visual yang diterapkan tepat sasaran (Grewal et al., 2022). Segmentasi pelanggan menjadi pendekatan penting untuk menyesuaikan pesan visual berdasarkan karakteristik masing-masing kelompok pelanggan (Akanke et al., 2024). Dalam konteks ini, penggunaan data besar (big data) dari transaksi pelanggan dapat menjadi sumber informasi yang kaya untuk membangun segmentasi yang akurat dan relevan (Theodorakopoulos & Theodoropoulou, 2024).

Urgensi penelitian ini terletak pada kebutuhan mendesak untuk menyelaraskan strategi desain komunikasi dengan perilaku konsumen berbasis data aktual (Rosário & Dias, 2023). Tanpa pemahaman yang mendalam terhadap perilaku belanja pelanggan, pesan visual berisiko tidak efektif dan tidak berdampak dalam mendorong loyalitas maupun pembelian ulang (Ozuem et al., 2024). Oleh karena itu, penting bagi desainer komunikasi visual untuk beralih dari pendekatan intuitif ke pendekatan berbasis data (Tamm et al., 2022).

Selain itu, kompetisi industri fashion yang sangat ketat dan siklus tren yang cepat menuntut respons visual yang gesit dan tepat sasaran (Mohiuddin Babu et al., 2024). Dengan pendekatan segmentasi pelanggan yang presisi, perusahaan tidak hanya dapat menyampaikan pesan yang relevan tetapi juga mengoptimalkan biaya kampanye visual (Upadhyay et al., 2024). Riset ini hadir untuk menjawab tantangan tersebut dengan mengintegrasikan analisis data pelanggan ke dalam perancangan komunikasi visual.

Penelitian-penelitian terkini telah menunjukkan bahwa integrasi analisis data pelanggan ke dalam strategi pemasaran memberikan dampak signifikan terhadap efektivitas komunikasi merek (Cao et al., 2022). (Rasul et al., 2024) dalam *Journal of Business Research* menekankan bahwa personalisasi pesan berbasis data transaksi dapat meningkatkan engagement pelanggan

hingga 35%. Penelitian lain oleh (Valtonen et al., 2022) dalam *Computers in Human Behavior* mengungkapkan bahwa pendekatan visual yang dipersonalisasi berdasarkan segmentasi psikografis dan perilaku konsumen memperkuat daya tarik komunikasi digital. Namun, kedua studi tersebut lebih banyak berfokus pada aspek algoritmik personalisasi dan belum menyentuh sisi perancangan visual secara mendalam, khususnya dalam konteks desain komunikasi visual.

Di sisi lain, (Kim et al., 2025) dalam *International Journal of Advertising* membahas pentingnya kesesuaian antara preferensi visual pelanggan dan elemen-elemen desain dalam iklan digital. Mereka menekankan bahwa desain visual yang tidak mempertimbangkan data perilaku dapat menghasilkan pesan yang tidak relevan dan mudah diabaikan (Chen et al., 2023). Meski demikian, pendekatan desain berbasis segmentasi RFM dan visual merchandising berbasis data masih belum banyak dibahas secara komprehensif dalam konteks industri fashion retail (Alanadoly et al., 2024). Oleh karena itu, penelitian ini hadir untuk mengisi gap tersebut dengan merancang strategi komunikasi visual berbasis segmentasi pelanggan melalui pendekatan RFM dan clustering machine learning, serta mengaplikasikannya dalam desain visual yang spesifik untuk tiap segmen pelanggan.

Studi ini berfokus pada pemanfaatan data pelanggan dari H&M Group untuk menghasilkan strategi komunikasi visual berbasis data. Dengan pendekatan RFM dan clustering, pelanggan diklasifikasikan dalam kelompok berdasarkan perilaku belanja mereka. Informasi ini menjadi dasar dalam merancang strategi visual untuk masing-masing segmen dengan tujuan meningkatkan retensi dan loyalitas pelanggan.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan tahapan eksplorasi dan analisis data transaksi pelanggan H&M. Data utama diperoleh dari kompetisi "H&M Personalized Fashion Recommendations" yang tersedia di Kaggle (Ling et al., 2022) yang terdiri dari data pelanggan (customer.csv), data produk (articles.csv), dan data transaksi

(transactions_train.csv). Jumlah data mencakup lebih dari 1 juta entri transaksi, sehingga diperlukan pemrosesan dengan perangkat lunak pemrograman Python (Aini et al., 2023). Tahapan analisis meliputi:

1. Pre-processing Data: Data dibersihkan dari duplikasi dan nilai kosong (missing value), serta dilakukan konversi tipe data (date-time, numeric). Library yang digunakan mencakup Pandas dan NumPy (Bayangkari Karno et al., 2023; Hastomo et al., 2022).
2. Calculation of RFM values for each customer.
 - a. Recency berfungsi untuk mengukur berapa lama waktu sejak pembelian terakhir pelanggan.
 - b. Frequency menghitung jumlah transaksi yang dilakukan pelanggan selama periode pengamatan.
 - c. Monetary merupakan total nilai pembelian pelanggan. Data RFM dihitung untuk seluruh pelanggan dan distandardisasi sebelum dilakukan clustering

Gambar 1. Pseudocode RFM

3. Clustering Pelanggan: Dilakukan menggunakan algoritma K-Means

Clustering. Untuk menentukan jumlah kluster optimal digunakan metode Elbow Curve dengan pengukuran inertia. Visualisasi hasil clustering menggunakan Matplotlib dan Seaborn (Bayangkari Karno et al., 2023; Hastomo et al., 2021, 2022; Yulianto et al., 2023).

Gambar 2. Pseudocode K-Means Clustering

4. Karakterisasi Kluster: Menganalisis karakteristik dari tiap kluster berdasarkan rata-rata nilai RFM dan menginterpretasikan perilaku belanja masing-masing segmen (High Value, Mid Value, Low Value).
5. Perancangan Strategi Komunikasi Visual: Berdasarkan hasil segmentasi, dilakukan proses brainstorming dan pembuatan konsep desain visual yang sesuai dengan profil tiap segmen. Prinsip-prinsip desain komunikasi visual seperti hirarki visual, warna, tipografi, dan psikologi persepsi diterapkan untuk menyusun strategi visual baik dalam bentuk iklan digital maupun tata letak toko (visual merchandising)

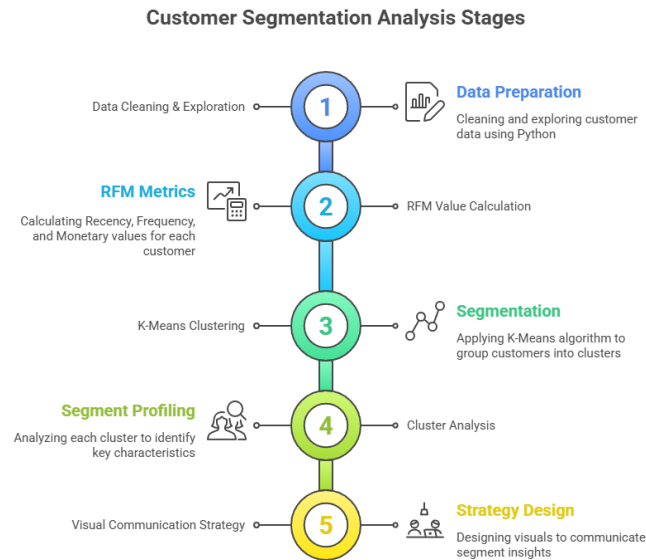


Figure 3. Customer Segmentation Analysis Stages

Perancangan visual dilakukan dengan prinsip desain komunikasi visual yang mempertimbangkan kebutuhan dan psikologi visual tiap segmen pelanggan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan dataset yang diperoleh dari kompetisi Kaggle “H&M Personalized Fashion Recommendations”. H&M Group adalah brand bisnis retail dengan produk pakaian (fashion) dengan 53 pasar online dan 4850 toko (stores). Dataset diperoleh terdiri dari 4 file berekstensi csv (“articles.csv”, “customer.csv”, “sample_submission.csv” dan “transactions_train.csv”) dan 1 folder “images” berisi file gambar produk berekstensi jpg (gambar 4).

```

maindir='h-and-m-personalized-fashion-recommendations/'
os.listdir(maindir)

['articles.csv',
'customers.csv',
'images',
'sample_submission.csv',
'transactions_train.csv']
  
```

Gambar 4. Dataset

Article menyatakan kode id unik untuk jenis item produk yang tersedia di usaha retail H&M. Dari gambar 3, diketahui bahwa data “articles.csv” berjumlah 1,055420e+05 baris dan 24 kolom feature, tidak memiliki data kosong (null).

```

print(articles.isnull().sum())

article_id      0      perceived_colour_master_name      0
product_code    0      department_no                  0
prod_name       0      department_name      0
product_type_no 0      index_code           0
product_type_name 0      index_name           0
product_group_name 0      index_group_no       0
graphical_appearance_no 0      index_group_name     0
graphical_appearance_name 0      section_no           0
colour_group_code 0      section_name         0
colour_group_name 0      garment_group_no     0
perceived_colour_value_id 0      garment_group_name   0
perceived_colour_value_name 0      detail_desc          416
perceived_colour_master_id 0      dtype: int64
  
```

Gambar 5. Ringkasan statistic “articles.csv”

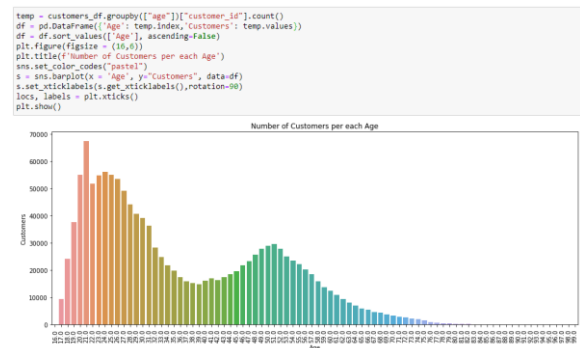
Tipe produk dengan nama “Trouser”, department dengan nama “Jersey”, dan nama grafis “Solid” mempunyai jumlah article id terbanyak (gambar 6-7). Grafik pada gambar 6 menunjukkan bahwa produk dengan kategori “Trousers”, “Skirt”, dan “Dress” mendominasi dengan jumlah artikel tertinggi dari total 1.313 tipe produk, sedangkan produk lain memiliki kontribusi yang jauh lebih kecil. Gambar 7 departemen seperti “Women”, “Divided”, dan “Men” memiliki jumlah artikel terbanyak dibandingkan departemen lainnya dari total 250. Hal ini menunjukkan bahwa fokus produksi dan pengelolaan artikel lebih terpusat pada jenis produk dan departemen tertentu, yang kemungkinan besar mencerminkan preferensi pasar atau strategi penjualan utama perusahaan. Distribusi yang tidak merata ini penting untuk dianalisis lebih lanjut agar strategi inventaris dan pemasaran dapat dioptimalkan.

Gambar 6. Banyaknya article tiap nama tipe produk

Gambar 7. Banyaknya article tiap nama departement

Gambar 8 menunjukkan distribusi jumlah pelanggan berdasarkan usia, di mana data diproses menggunakan Python dan visualisasi dilakukan dengan Seaborn dan Matplotlib. Terlihat bahwa mayoritas pelanggan H&M berada pada rentang usia muda hingga paruh baya, dengan puncak jumlah pelanggan terjadi pada usia sekitar 25 tahun. Setelah itu, jumlah pelanggan cenderung menurun seiring bertambahnya usia, meskipun terdapat sedikit kenaikan kembali di kelompok usia sekitar 50-an, yang kemudian kembali menurun tajam. Pola ini menunjukkan bahwa mayoritas basis pelanggan berasal dari kalangan usia produktif dan muda, sehingga perusahaan dapat mempertimbangkan untuk menyesuaikan strategi pemasaran, produk, dan

komunikasi yang lebih relevan untuk segmen usia ini.



Gambar 8. Jumlah pelanggan tiap umur

Gambar 9. Plot pengunjung harian offline dan online

Berdasarkan visualisasi data pengunjung harian (gambar 9), terlihat bahwa kanal online secara konsisten memiliki jumlah pengunjung yang lebih tinggi dibandingkan kanal offline sepanjang periode 2015 hingga pertengahan 2017. Hal ini menunjukkan adanya pergeseran preferensi konsumen ke arah digital, yang bisa diartikan sebagai hasil dari peningkatan akses

internet, kemudahan layanan digital, atau kampanye digital marketing yang lebih efektif. Namun, terdapat satu anomali penting pada pertengahan tahun 2016, yaitu hilangnya data transaksi pengunjung offline, yang perlu dicatat sebagai celah dalam sistem pencatatan dan dapat memengaruhi akurasi evaluasi performa kanal offline.

Gambar 10. Folder images

Dengan memadukan (merge) file dataset “article.csv” dengan data gambar di folder image menjadi satu table berisi 105.542 baris data. Dari table tersebut dapat diketahui bahwa ada 442 artikel tidak memiliki gambar dan 372 kode produk tanpa gambar. Juga terdapat sepuluh group produk tanpa gambar yaitu 'Nightwear', 'Garment Lower body', 'Shoes', 'Garment Full body', 'Accessories', 'Garment

Upper body', 'Underwear', 'Socks & Tights', 'Swimwear', 'Cosmetic' (gambar 10).

Karena banyaknya jumlah gambar di dalam folder images, hanya untuk contoh ditampilkan 4 gambar masing-masing dari 4 group produk (“Garment Lower body”, “Stationary”, “Swimwear”, “Bags”). (gambar 11.a, 11.b, 11.c, 11.d).

Hasil analisis RFM menunjukkan bahwa mayoritas pelanggan H&M memiliki nilai recency yang tinggi, namun hanya sebagian kecil yang memiliki frekuensi dan nilai transaksi tinggi. Setelah dilakukan proses clustering menggunakan K-Means dengan jumlah klaster optimal sebanyak tiga, diperoleh segmentasi sebagai berikut:

1. High Value Customer (Cluster 0): Pelanggan dengan recency rendah (baru saja bertransaksi), frekuensi tinggi, dan nilai pembelian tinggi. Kelompok ini merupakan pelanggan loyal dan aktif. Strategi komunikasi yang digunakan berupa kampanye visual eksklusif dan personal, menonjolkan keanggotaan premium, warna-warna elegan seperti hitam dan emas, serta pendekatan desain minimalis untuk menunjukkan prestise.
2. Mid Value Customer (Cluster 1): Pelanggan dengan frekuensi dan monetary sedang, serta recency menengah. Mereka belum sepenuhnya loyal tetapi memiliki potensi untuk menjadi pelanggan tetap. Untuk segmen ini, visual yang dinamis dengan call-to-action (CTA) kuat seperti diskon khusus atau undangan event virtual menjadi kunci. Pemilihan warna cerah dan gaya kontemporer digunakan untuk menciptakan kedekatan emosional.
3. Low Value Customer (Cluster 2): Pelanggan dengan recency tinggi (lama tidak bertransaksi), frekuensi dan nilai pembelian rendah. Segmen ini memerlukan pendekatan visual yang mencolok dan eksperimental. Desain promosi flash sale, CTA agresif, warna-warna kontras seperti merah dan oranye serta elemen grafis menarik digunakan untuk mengundang atensi dan reaktivasi pelanggan.

Visual merchandising di toko fisik juga diadaptasi berdasarkan hasil segmentasi ini. Untuk segmen high value, penataan produk

difokuskan pada area khusus dengan pencahayaan elegan dan tata letak eksklusif. Sedangkan untuk low value, penempatan produk pada area strategis dengan signage promosi besar digunakan untuk menarik perhatian dan mendorong keputusan impulsif.

Analisis scatter plot antara variabel recency, frequency, dan monetary menunjukkan hubungan positif antara frekuensi dan nilai transaksi. Semakin sering pelanggan bertransaksi, semakin tinggi kontribusinya terhadap pendapatan. Sebaliknya, pelanggan dengan nilai recency tinggi (jarang berbelanja) memberikan kontribusi yang rendah. Hal ini memperkuat urgensi strategi visual yang ditargetkan secara spesifik kepada segmen-segmen tersebut.

Pendekatan visual yang berbasis segmentasi ini diharapkan tidak hanya meningkatkan efektivitas kampanye pemasaran, tetapi juga memberikan pengalaman yang relevan dan personal bagi pelanggan, sehingga memperkuat loyalitas jangka panjang.

SIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa strategi komunikasi visual yang berbasis segmentasi pelanggan dapat meningkatkan efektivitas pemasaran visual di industri fashion retail. Dengan memahami perilaku pelanggan melalui RFM dan clustering, desainer komunikasi visual dapat merancang konten yang lebih tepat sasaran dan berdampak. Disarankan bagi perusahaan retail untuk mengintegrasikan analisis data pelanggan dalam perancangan komunikasi visual guna meningkatkan loyalitas dan pengalaman pelanggan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada ITB Ahmad Dahlan atas dukungan dalam penelitian ini, khususnya LP3M ITB Ahmad Dahlan.

DAFTAR PUSTAKA

- Aini, N., Hastomo, W., & Yulika Go, R. (2023). Prediction of Anthropogenic Greenhouse Gas Emissions via Manure Management in Indonesia and Alternative Policies for Indonesian Livestock Development. *Journal of Renewable Energy and Environment*, 10(3), 99–106. <https://doi.org/10.30501/jree.2022.354796.1423>
- Akande, O. N., Akande, H. B., Asani, E. O., & Dautare, B. T. (2024). Customer Segmentation through RFM Analysis and K-means Clustering: Leveraging Data-Driven Insights for Effective Marketing Strategy. *2024 International Conference on Science, Engineering and Business for Driving Sustainable Development Goals (SEB4SDG)*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/SEB4SDG60871.2024.10630052>
- Alanadoly, A. B., Sidhu, S. K., & Richards-Carpenter, N. (2024). *AI Landscape in Fashion: Insights on Transforming Design, Supply Chains, Marketing, and Consumer Experiences BT - Illustrating Digital Innovations Towards Intelligent Fashion: Leveraging Information System Engineering and Digital Twins for Efficient Desi* (P. Raj, A. Rocha, P. K. Dutta, M. Fiorini, & C. Prakash (Eds.); pp. 417–439). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-71052-0_16
- Bayangkari Karno, A. S., Hastomo, W., Surawan, T., Lamandasa, S. R., Usuli, S., Kapuy, H. R., & Digdoyo, A. (2023). Classification of cervical spine fractures using 8 variants EfficientNet with transfer learning. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*; Vol 13, No 6: December 2023DO - 10.11591/Ijece.V13i6.Pp7065-7077 . <https://ijece.iaescore.com/index.php/IJEC E/article/view/30669/17032>
- Cao, G., Na, T., & and Blankson, C. (2022). Big Data, Marketing Analytics, and Firm Marketing Capabilities. *Journal of Computer Information Systems*, 62(3), 442–451. <https://doi.org/10.1080/08874417.2020.1842270>
- Chen, A. Y., Chun-Ching, C., & and Chen, W.-Y. (2023). The design narrative in design learning: Adjusting the inertia of attention and enhancing design integrity. *The Design Journal*, 26(4), 519–535. <https://doi.org/10.1080/14606925.2023.2189375>
- Grewal, D., Herhausen, D., Ludwig, S., & Villarroel Ordenes, F. (2022). The Future of Digital Communication Research: Considering Dynamics and Multimodality. *Journal of Retailing*, 98(2), 224–240. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jretai.2021.01.007>
- Hastomo, W., Aini, N., Karno, A. S. B., & Rere, L. M. R. (2022). Machine Learning Methods for Predicting Manure Management Emissions. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 11(2 SE-Articles). <https://doi.org/10.22146/jnteti.v11i2.2586>
- Hastomo, W., Bayangkari Karno, A. S., Kalbuana, N., Meiriki, A., & Sutarno. (2021). Characteristic Parameters of Epoch Deep Learning to Predict Covid-19 Data in Indonesia. *Journal of Physics: Conference Series*, 1933(1), 012050. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1933/1/012050>
- Kim, J., Minseong, K., & and Lee, S.-M. (2025). Unlocking Trust Dynamics: An Exploration of Playfulness, Expertise, and Consumer Behavior in Virtual Influencer Marketing. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 41(1), 378–390. <https://doi.org/10.1080/10447318.2023.2300018>
- Ling, C. G., HMGroup, E., Rim, F., Ferrando, J., & Maggie. (2022). H&M Personalized Fashion Recommendations. *Kaggle.Com*.
- Mohiuddin Babu, M., Shahriar, A., Mahfuzur, R., Md Morsaline, B., & and Hack-Polay, D. (2024). The role of artificial intelligence in shaping the future of Agile

- fashion industry. *Production Planning & Control*, 35(15), 2084–2098. <https://doi.org/10.1080/09537287.2022.2060858>
- Ozuem, W., Ranfagni, S., Willis, M., Salvietti, G., & Howell, K. (2024). Exploring the relationship between chatbots, service failure recovery and customer loyalty: A frustration–aggression perspective. *Psychology & Marketing*, 41(10), 2253–2273. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/mar.22051>
- Purcărea, T., Ioan-Franc, V., Ionescu, Ș.-A., Purcărea, I. M., Purcărea, V. L., Purcărea, I., Mateescu-Soare, M. C., Platon, O.-E., & Orzan, A.-O. (2022). Major Shifts in Sustainable Consumer Behavior in Romania and Retailers’ Priorities in Agilely Adapting to It. In *Sustainability* (Vol. 14, Issue 3). <https://doi.org/10.3390/su14031627>
- Rasul, T., Sumesh, N., Nikolina, P.-S., Wagner Junior, L., Fernando de Oliveira, S., & and Elgammal, I. (2024). The evolution of customer engagement in the digital era for business: A review and future research agenda. *Journal of Global Scholars of Marketing Science*, 34(3), 325–348. <https://doi.org/10.1080/21639159.2023.2275798>
- Rosário, A. T., & Dias, J. C. (2023). How has data-driven marketing evolved: Challenges and opportunities with emerging technologies. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(2), 100203. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2023.100203>
- Tamm, T., Hallikainen, P., & Tim, Y. (2022). Creative analytics: Towards data-inspired creative decisions. *Information Systems Journal*, 32(4), 729–753. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/isj.12369>
- Theodorakopoulos, L., & Theodoropoulou, A. (2024). Leveraging Big Data Analytics for Understanding Consumer Behavior in Digital Marketing: A Systematic Review. *Human Behavior and Emerging Technologies*, 2024(1), 3641502. <https://doi.org/https://doi.org/10.1155/2024/3641502>
- Upadhyay, U., Alok, K., Gajanand, S., Satyajeet, S., Varsha, A., Prabin Kumar, P., & and Gupta, B. B. (2024). A systematic data-driven approach for targeted marketing in enterprise information system. *Enterprise Information Systems*, 18(8), 2356770. <https://doi.org/10.1080/17517575.2024.2356770>
- Valtonen, T., López-Pernas, S., Saqr, M., Vartiainen, H., Sointu, E. T., & Tedre, M. (2022). The nature and building blocks of educational technology research. *Computers in Human Behavior*, 128, 107123. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.107123>
- Yulianto, R., Faqihudin, Rusli, M. S., Karno, A. S. B., Hastomo, W., Kardian, A. R., Terisia, V., & Surawan, T. (2023). Innovative UNET-Based Steel Defect Detection Using 5 Pretrained Models. *Evergreen*, 10(4), 2365–2378. <https://doi.org/10.5109/7160923>