



SNESTIK

Seminar Nasional Teknik Elektro, Sistem Informasi,
dan Teknik Informatika

<https://ejournal.itats.ac.id/snestik> dan <https://snestik.itats.ac.id>



Informasi Pelaksanaan :

SNESTIK II - Surabaya, 26 Maret 2022

Ruang Seminar Gedung A, Kampus Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

Informasi Artikel:

DOI : 10.31284/p.snestik.2022.2634

Prosiding ISSN 2775-5126

Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi-Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya
Gedung A-ITATS, Jl. Arief Rachman Hakim 100 Surabaya 60117 Telp. (031) 5945043
Email : snestik@itats.ac.id

Sistem Rekomendasi dalam Bidang Edukasi: Studi Literatur

Siti Muslimah K. H. Nurakhmadyavi¹, Intan Hervianda Putri², dan Erwin Eko Wahyudi³

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gadjah Mada^{1, 2, 3}

e-mail: ima54a@mail.ugm.ac.id

ABSTRACT

Recommender systems have been widely used in the education field to help students choose the most suitable study materials for them. In this paper, we conduct a literature review to explore methods that can be used for building recommender systems in the field of education. The purpose of this study is to gain insight used for our future research. Based on the paper we have searched, there are association rule mining, sequential pattern mining, graph, collaborative filtering, and some other methods to give recommendations for the students. For our future research, we are planning to develop recommender system using association rule mining with several metrics to determine the minimum support and minimum confidence, skip Markov model with smoothing technique, or combine sequential pattern mining with collaborative filtering.

Keywords: *literature review; recommender system; study materials; education.*

ABSTRAK

Sistem rekomendasi telah banyak digunakan dalam bidang edukasi untuk membantu siswa menentukan sumber pembelajaran yang tepat. Pada artikel ini dilakukan studi literatur mengenai beberapa metode yang dapat digunakan dalam membangun sistem rekomendasi untuk keperluan edukasi. Studi literatur ini bertujuan mendapatkan *insight* untuk digunakan pada penelitian mendatang. Berdasarkan hasil pencarian, terdapat metode *association rule mining*, *sequential pattern mining*, graf, *collaborative filtering*, dan metode-metode rekomendasi lainnya untuk memberikan rekomendasi pada siswa. Penelitian mendatang akan mengembangkan metode *association rule mining* dengan beberapa metrik untuk menentukan *minimum support* dan *minimum confidence*, skip Markov model dengan teknik *smoothing*, atau menggabungkan *sequential pattern mining* dengan *collaborative filtering*.

Kata kunci: studi literatur; sistem rekomendasi; sumber pembelajaran; edukasi.

PENDAHULUAN

Adanya internet membuat akses terhadap sumber pembelajaran menjadi lebih luas. Sumber pembelajaran ini dapat digunakan untuk membantu siswa dalam memahami materi ataupun menambah pengetahuan. Sumber pembelajaran ini dapat berupa kelas, buku teks, video, maupun blog. Sebagai contoh, total ada sejumlah 6.000 kelas yang ditawarkan pada platform Coursera, 3.550 kelas pada edX, dan 1.400 kelas pada Future Learn [1].

Dengan banyaknya informasi yang tersedia, menemukan pembelajaran yang dapat membantu meningkatkan pengetahuan siswa secara efektif bisa jadi sulit. Untuk mengatasi hal ini, dapat digunakan sistem rekomendasi agar siswa lebih mudah menemukan sumber belajar ataupun kelas yang sesuai. Penggunaan sistem rekomendasi dalam kelas dapat meningkatkan performa siswa, motivasi siswa, dan *social learning* [2].

Sistem rekomendasi adalah sistem berbasis komputer yang memberikan saran *item* untuk digunakan oleh *user* [3]. Dalam bidang edukasi, sistem rekomendasi digunakan untuk memberi saran *item* berupa sumber pembelajaran kepada siswa sebagai *user*. Sistem rekomendasi dalam bidang edukasi tidak hanya memberikan *item* yang sesuai dengan preferensi siswa, namun juga dipengaruhi faktor seperti riwayat pembelajaran, kemampuan, dan aktivitas belajar [2].

Terdapat beberapa metode yang bisa digunakan untuk membangun sistem rekomendasi. Ada 6 jenis pendekatan, yakni *content-based*, *collaborative filtering*, *demografi*, *knowledge-based*, *community-based*, dan *hybrid recommender system* [4]. Pada studi literatur ini, akan dibahas beberapa metode sistem rekomendasi yang telah digunakan dalam bidang edukasi, serta perbandingan dari beberapa pengembangan metode yang telah dilakukan.

METODE

Penelitian dilakukan dengan metode kualitatif. Penelitian-penelitian yang dikumpulkan merupakan artikel yang berasal dari IEEE, Springer, dan Google Scholar. Kata kunci yang digunakan untuk mencari artikel adalah “course recommender system”, “course recommender”, “MOOC recommender”, dan “e-learning recommender”. Mula-mula dilakukan pencarian artikel secara acak dan tidak dispesifikasikan metode apa yang digunakan. Setelah beberapa artikel ditemukan, dilakukan peninjauan terhadap artikel yang didapat. Pencarian artikel selanjutnya didasarkan pada kelemahan atau saran yang ada pada artikel-artikel sebelumnya.

Artikel yang dicari dibatasi dengan tidak lebih dari 10 tahun saat dipublikasi, tepatnya berada pada rentang waktu 2015 sampai 2021 diharapkan supaya algoritma yang digunakan masih relevan untuk diterapkan. Pemilihan artikel didasarkan pada algoritma yang digunakan agar tidak semua artikel dalam studi literatur ini memiliki kemiripan atau kesamaan algoritma, sehingga didapatkan gambaran yang lebih beragam. Studi literatur ini akan berfokus pada sistem rekomendasi kelas atau sumber pembelajaran yang ditujukan untuk siswa, sehingga penelitian mengenai penjadwalan kelas ataupun peningkatan kompetensi pegawai dalam perusahaan tidak dimasukkan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Berdasarkan pencarian pada penelitian-penelitian sebelumnya, didapatkan hasil seperti terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Sistem Rekomendasi pada Penelitian-Penelitian Sebelumnya

No	Judul	Penulis	Saran
1	A Group Recommender System for Online Course Study	Yanhui, D., Dequan, W., Yongxin, Z., & Lin, L.	-

2	A hybrid recommender system for e-learning based on context awareness and sequential pattern mining	Tarus, J. K., Niu, Z., Kalui, D	Penggabungan teknik sistem rekomendasi
3	Personalization of study material based on predicted final grades using multi-criteria user-collaborative filtering recommender system	Murad, D., Heryadi, Y., Isa, S., Budiharto, W.	Eksplor teknik sistem rekomendasi
4	Apriori association rule for course recommender	Fakhri Fauzan, Dade Nurjanah, Rita Rismala	Menggunakan variasi <i>association rule</i> : Apriori Hybrid, FP-growth. Menggunakan variasi data: data universitas lokal. Menggunakan variasi metrik: <i>conviction, leverage, coverage</i> .
5	A Markov Chain Collaborative Filtering Model for Course Enrollment Recommendations	Elham S.Khorasani, Zhao Zhenge, John Champaign	Membangun sistem rekomendasi berdasar transkrip nilai, membandingkan hasil pencapaian siswa yang menggunakan sistem rekomendasi dengan yang tidak.
6	MOOC-FRS:A New Fusion Recommender System for MOOCs	Yunchou Li, Hongkun Li	Menerapkan dan mengevaluasi MOOC-FRS.
7	Course Recommendation as Graphical Analysis	Connor Bridges, James Jared, Joshua Weissmann, Astrid Montanez-Garay, Jonathan Spencer, Christopher G. Brinton	Mempertimbangkan hubungan antar kursus yang diambil berurutan, dapat dicapai dengan graf <i>concurrency</i> , digunakan untuk mengetahui klaster antar kelas.
8	A collaborative recommendation system for online course recommendations	Raghad Obeidat, Rehab Duwairi, Ahmad Al-Aiad	Mengeksplorasi sistem rekomendasi yang ada pada domain lain.
9	Applying Predictive Analytics in Elective Course Recommender System while preserving Student Course Preferences	Ridima Verma, Anika	Menggunakan dataset yang lebih banyak dan menggunakan informasi kontekstual
10	Large- scale e- learning recommender system based on Spark and Hadoop	Dahdouh, K., Dakkak, A., Ouhrir, L., & Ibriz, A.	-
11	An ontology- based hybrid e- learning content recommender system for alleviating the cold- start problem	Joy Jeevamol, V. G. Renumol	Analisis <i>behaviour</i> siswa. Mengintegrasikan teknologi lain, seperti <i>machine learning</i> dan <i>deep learning</i> .

Pembahasan

Association Rule Mining

Untuk dapat memberikan rekomendasi sumber pembelajaran, dapat digunakan teknik penambangan data, salah satunya *association rule mining* [5]–[7]. *Apriori principle* didefinisikan sebagai jika *itemset* termasuk dalam sebuah *frequent itemset*, maka seluruh *subset* dari *itemset* tersebut juga termasuk *frequent itemset* [3].

Fauzan dkk. [5] menggunakan algoritma Apriori dengan dataset registrasi kelas pada [8] dan [9]. Sebelum diterapkan algoritma Apriori, dilakukan K-Modes Clustering berdasarkan pendidikan terakhir dan kelompok usia siswa. Didapatkan parameter terbaik berupa *minimum support* sebesar 0,01 dan *minimum confidence* sebesar 0,06. Parameter terbaik diperhitungkan dari nilai *lift ratio*.

Obeidat dkk. [6] menggunakan algoritma Apriori untuk memberikan rekomendasi kelas. Sebelum diterapkan algoritma Apriori, dilakukan K-Means Clustering menggunakan $k=5$ dan jarak berupa euclidean berdasarkan histori pengambilan kelas oleh siswa. Menggunakan dataset yang sama dengan [5], yakni Harvardx-MITx [8], didapatkan hasil terbaik dengan metrik berupa *coverage* diperoleh *minimum support* 0,01 dan *minimum confidence* 0,01. Pengaruh *clustering* juga cukup signifikan, dengan hasil yang lebih baik diperoleh setelah dilakukan *clustering*.

Terdapat versi pengembangan dari algoritma Apriori, yakni FP-growth. Dahdouh dkk. [7] mengimplementasikan FP-growth ke dalam platform milik Sidi Mohamed Ben Abdellah University.

Penelitian [5] dan [6] tidak dapat dibandingkan karena memiliki cara *preprocessing* dan *clustering* yang berbeda. Dapat dikembangkan pemilihan *minimum support* dan *minimum confidence* menggunakan beberapa metrik untuk algoritma FP-growth, karena FP-growth berjalan lebih cepat pada penelitian [7].

Sequential Pattern Mining

Sequential pattern mining dapat digunakan untuk membuat model prediksi *rule-based* pada data berupa sekuens [10]. Serupa dengan *association rule mining*, sebuah *rule* dikatakan berlaku jika memenuhi *minimum support* dan *minimum confidence*. Siswa pada umumnya mempelajari sesuatu berdasar urutan tertentu, misalnya dari pelajaran dasar hingga lanjut. Oleh karena itu, dapat digunakan pendekatan *sequential mining pattern* untuk memberikan rekomendasi kelas kepada siswa seperti pada [6] ataupun rekomendasi sumber belajar berdasar kemampuan siswa pada [11].

Penelitian [6] melakukan komparasi *association rule mining* menggunakan algoritma Apriori dan *sequential pattern mining* dengan algoritma SPADE. Dengan metrik berupa *coverage*, algoritma Apriori dan algoritma SPADE tidak memiliki perbedaan yang signifikan.

Pada penelitian [11], dilakukan penggabungan algoritma *Generalized Sequential Pattern* dengan *Context Awareness* dan *Collaborative Filtering* (GSP-CA-CF) dalam *hybrid recommender system* [11]. Berdasarkan pengujian dengan metrik *recall* dan *precision* GSP-CA-CF memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan metode dengan CF-CA. Penggabungan *sequential pattern mining* dengan metode lain dapat meningkatkan hasil rekomendasi.

Graf

Selain *sequential pattern mining*, terdapat pendekatan lain yang mempertimbangkan urutan, salah satunya graf seperti diterapkan pada [12], [13].

Khorasani dkk. [13] menggunakan Markov model di mana urutan dari kelas yang diambil siswa direpresentasikan sebagai proses stokastik dan transisi antar kemungkinan diperkirakan dari data. Nilai probabilitas transisi dihitung menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Skor rekomendasi dihitung dari jumlah nilai probabilitas transisi pada kelas yang direkomendasikan. Diuji menggunakan dataset pengambilan kelas pada September 2001 sampai

Desember 2011 dari Canada Research University. Dengan metode skip Markov model didapatkan hasil *recall* sebesar 78% dan *precision* 23%, sedangkan metode basic Markov Model didapatkan *recall* 73% dan *precision* 20%.

Bridges dkk. [12] menggunakan model graf untuk memberikan rekomendasi kelas. Sisi berupa kelas. Simpul berupa siswa yang mengambil transisi kelas. Bobot berupa probabilitas transisi pengambilan kelas. Bobot dihitung dengan peningkatan nilai dari pengambilan transisi kelas dan popularitas kelas. Dilakukan Bayesian *smoothing* untuk menghitung peningkatan nilai agar tidak ada kesenjangan antara kelas populer dengan yang tidak. Diberikan *hyperparameter* untuk peningkatan nilai dan popularitas kelas. Berdasarkan evaluasi pada dataset Princeton University dengan metrik berupa *Mean Average Precision* untuk top-10 rekomendasi (MAP@10), didapatkan kesimpulan bahwa nilai tidak terlalu mempengaruhi pengambilan kelas.

Model [13] memungkinkan adanya bias antara kelas yang diambil oleh banyak siswa dengan yang tidak. Selain itu, jika ada kelas baru, maka probabilitas transisi akan 0. Model [13] dapat dikembangkan dengan melakukan *smoothing* untuk menghitung probabilitas transisi, seperti yang ada pada bagian penghitungan bobot graf oleh [12]. Namun, dimungkinkan cara *smoothing* yang berbeda, misalnya Laplace *smoothing* dan *absolute discounting* seperti pada [14].

Collaborative Filtering

Collaborative filtering memberikan rekomendasi kepada *user* berdasarkan *user* lain yang mirip dengannya [3]. Teknik ini merupakan teknik yang dianggap paling populer dan banyak diimplementasikan [3].

Tarus dkk. [11] melakukan uji coba menggunakan *collaborative filtering* (CF). Kemiripan antar *user* dihitung dengan *Pearson correlation* berdasarkan rating yang diberikan user terhadap sumber pembelajaran.

Jeevamol dan Renumol [15] menggunakan *ontology-based*, *content-based* dan *collaborative filtering* untuk memberikan rekomendasi sumber pembelajaran. Jika siswa baru saja terdaftar, akan diberikan rekomendasi berdasarkan *ontological domain knowledge* dan rating sumber pembelajaran oleh siswa lain yang mirip. Jika siswa telah memberi rating pada beberapa sumber pembelajaran, akan diberikan pula sumber pembelajaran lain yang serupa dengan sumber pembelajaran dengan rating tinggi. Tingkat kemiripan siswa dan tingkat kemiripan sumber pembelajaran dihitung dengan *cosine similarity*. Model [15] diuji dengan dataset 300 siswa dan 8200 rating dengan metrik berupa *recall*, *precision*, dan kepuasan *user*.

Berdasarkan penelitian [11], metode CF dapat mengungguli metode *Generalized Sequential Pattern* (GSP). Selain itu, dalam [15] didapatkan hasil penggabungan CF dengan *ontology-based* dan *content-based* dapat meningkatkan hasil rekomendasi.

Pengaruh Context

Sistem rekomendasi umumnya berfokus dengan *user* dan *item* saja. Namun, penggunaan konteks dapat menjadi perbaikan yang efektif [3].

Tarus dkk. [11] melakukan uji coba menggunakan paradigma *contextual pre-filtering*. Dilakukan penyaringan siswa berdasarkan informasi kontekstual berupa level pengetahuan. *Contextualized data* akan digunakan untuk menghitung tingkat kemiripan dan prediksi rating. Penggunaan *context* pada metode *Context Awareness-Collaborative Filtering* (CA-CF) mengungguli metode dengan CF.

Murad dkk. [16] mengembangkan sistem rekomendasi untuk memberikan saran sumber belajar berdasarkan prediksi nilai yang didapatkan dari nilai-nilai siswa lain yang mirip. Kemiripan dihitung dari jarak euclidean informasi kontekstual, yakni tingkat kepercayaan diri siswa terhadap suatu kelas. Sistem rekomendasi ini diuji dengan dataset Binus Online Learning. Didapatkan hasil bahwa nilai *Mean Squared Error* (MSE) dari prediksi nilai dengan nilai sebenarnya, tidak terlalu signifikan perbedaannya antara menggunakan informasi kontekstual dan tidak.

Pada penelitian [11] informasi kontekstual berupa tingkat pengetahuan siswa, sedangkan pada penelitian [16] informasi kontekstual berupa tingkat kepercayaan diri siswa terhadap kelas. Penggunaan konteks bisa menjadi perbaikan, namun bisa juga tidak, bergantung pada konteks yang digunakan dan karakteristik dataset.

Metode Rekomendasi Lainnya

Pada beberapa kasus, memberikan rekomendasi pada kelompok lebih baik daripada rekomendasi untuk user [10]. Dalam hal ini, siswa bisa jadi tergabung dalam kelompok tertentu, sehingga dapat digunakan pendekatan *group recommender system for online course study* (GRS-OCS) [17] yang memanfaatkan informasi historis mengenai rating kursus dan siswa sebelumnya. Dalam GRS-OCS, digunakan metode Naïve Bayes, Fuzzy C-Means, dan *improved collaborative filtering*.

Li dan Li [18] mengajukan sistem rekomendasi kelas untuk *Massive Open Online Course* (MOOC) yang kemudian disebut MOOC-FRS. Jika ada siswa yang baru terdaftar, akan diberikan rekomendasi berdasarkan profil siswa atau berdasarkan kelas yang sedang diminati. Untuk siswa lama, akan dihitung korelasi siswa dengan kelas berdasar lama belajar. Dari nilai korelasi akan dihitung kemiripan antar kelas. Kemudian dilakukan *clustering* kelas. Kelas-kelas juga dibuat model graf untuk mengetahui urutan pengambilan kelas yang banyak dilakukan. Diberikan rekomendasi kelas berdasarkan graf yang memiliki transisi paling banyak dilakukan.

Verma dan Anika [19] mengajukan sistem rekomendasi kelas pilihan yang mempertimbangkan preferensi siswa terhadap suatu kelas. Dilakukan uji coba terhadap beberapa metode klasifikasi, yakni Logistic regression, *Support Vector Machine* (SVM), Naïve Bayes, Decision tree, Neural Networks, dan K-Nearest Neighbor untuk memprediksi nilai siswa pada kelas pilihan. Algoritma SVM mendapatkan akurasi tertinggi, sehingga dipilih untuk proses selanjutnya. Dilakukan survei untuk mengetahui preferensi siswa terhadap kelas. Rekomendasi didapatkan dari parameter berupa prediksi nilai dan urutan kelas yang ingin diambil.

KESIMPULAN

Dari penelitian-penelitian yang telah dibahas, terdapat beberapa metode yakni *association rule mining*, *sequential pattern mining*, graf, *collaborative filtering*, dan metode-metode rekomendasi lainnya. Terdapat pula penelitian mengenai pengaruh konteks dalam sistem rekomendasi. Sistem rekomendasi yang telah dibahas diuji menggunakan dataset nyata yang bermacam-macam, baik yang tersedia secara publik seperti Harvadx-MITx dan Canvas Network, maupun dataset privat seperti data mahasiswa pada universitas peneliti. Rencana penelitian selanjutnya akan mengembangkan *association rule mining* dengan beberapa metrik yang lebih bervariasi, skip Markov model dengan teknik *smoothing*, atau penggabungan *sequential pattern mining* dengan *collaborative filtering*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Shah, "By The Numbers: MOOCs in 2021," Class Central. [Online]. Available: <https://www.classcentral.com/report/mooc-stats-2021/>
- [2] S. Garcia-Martinez and A. Hamou-Lhadj, "Educational Recommender Systems: A Pedagogical-Focused Perspective," in *Multimedia Services in Intelligent Environments*, vol. 25, G. A. Tsihrintzis, M. Virvou, and L. C. Jain, Eds. Heidelberg: Springer International Publishing, 2013, pp. 113–124. doi: 10.1007/978-3-319-00375-7_8.
- [3] F. Ricci, L. Rokach, and B. Shapira, Eds., *Recommender Systems Handbook*, 2nd ed. 2015. New York, NY: Springer US : Imprint: Springer, 2015. doi: 10.1007/978-1-4899-7637-6.
- [4] R. Burke, "Hybrid Web Recommender Systems," in *The Adaptive Web*, vol. 4321, P. Brusilovsky, A. Kobsa, and W. Nejdl, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007, pp. 377–408. doi: 10.1007/978-3-540-72079-9_12.

- [5] F. Fauzan, D. Nurjanah, and R. Rismala, "Apriori Association Rule for Course Recommender System," *Indones. J. Comput. Indo-JC*, vol. 5, no. 2, pp. 1–16, Sep. 2020, doi: 10.21108/indojc.2020.5.2.434.
- [6] R. Obeidat, R. Duwairi, and A. Al-Aiad, "A Collaborative Recommendation System for Online Courses Recommendations," in *2019 International Conference on Deep Learning and Machine Learning in Emerging Applications (Deep-ML)*, Istanbul, Turkey, Aug. 2019, pp. 49–54. doi: 10.1109/Deep-ML.2019.00018.
- [7] K. Dahdouh, A. Dakkak, L. Ouhdar, and A. Ibriz, "Large-scale e-learning recommender system based on Spark and Hadoop," *J. Big Data*, vol. 6, no. 2, 2019, doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0169-4>.
- [8] HarvardX, "HarvardX Person-Course Academic Year 2013 De-Identified dataset, version 2.0." Harvard Dataverse, 2014. doi: 10.7910/DVN/26147.
- [9] Canvas Network, "Canvas Network Person-Course (1/2014 - 9/2015) De-Identified Open Dataset." Harvard Dataverse, 2016. doi: 10.7910/DVN/1XORAL.
- [10] C. C. Aggarwal, *Recommender Systems: The Textbook*, 1st ed. 2016. Cham: Springer International Publishing : Imprint: Springer, 2016. doi: 10.1007/978-3-319-29659-3.
- [11] J. K. Tarus, Z. Niu, and D. Kalui, "A hybrid recommender system for e-learning based on context awareness and sequential pattern mining," *Soft Comput.*, vol. 22, no. 8, pp. 2449–2461, Apr. 2018, doi: 10.1007/s00500-017-2720-6.
- [12] C. Bridges, J. Jared, J. Weissmann, A. Montanez-Garay, J. Spencer, and C. G. Brinton, "Course recommendation as graphical analysis," in *2018 52nd Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)*, Princeton, NJ, Mar. 2018, pp. 1–6. doi: 10.1109/CISS.2018.8362325.
- [13] E. S. Khorasani, Z. Zhenge, and J. Champaign, "A Markov chain collaborative filtering model for course enrollment recommendations," in *2016 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, Washington DC, USA, Dec. 2016, pp. 3484–3490. doi: 10.1109/BigData.2016.7841011.
- [14] B. Sweatha, "Using smoothing techniques to improve the performance of Hidden Markov's Model," Thesis, University of Nevada, Las Vegas, 2011. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.34917/2349611>
- [15] J. Jeevamol and V. G. Renumol, "An ontology-based hybrid e-learning content recommender system for alleviating the cold-start problem," *Educ. Inf. Technol.*, vol. 26, no. 4, pp. 4993–5022, Jul. 2021, doi: 10.1007/s10639-021-10508-0.
- [16] D. F. Murad, Y. Heryadi, S. M. Isa, and W. Budiharto, "Personalization of study material based on predicted final grades using multi-criteria user-collaborative filtering recommender system," *Educ. Inf. Technol.*, vol. 25, no. 6, pp. 5655–5668, Nov. 2020, doi: 10.1007/s10639-020-10238-9.
- [17] D. Yanhui, W. Dequan, Z. Yongxin, and L. Lin, "A Group Recommender System for Online Course Study," in *2015 7th International Conference on Information Technology in Medicine and Education (ITME)*, Huangshan, China, Nov. 2015, pp. 318–320. doi: 10.1109/ITME.2015.99.
- [18] Y. Li and H. Li, "MOOC-FRS: A new fusion recommender system for MOOCs," in *2017 IEEE 2nd Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, Chongqing, China, Mar. 2017, pp. 1481–1488. doi: 10.1109/IAEAC.2017.8054260.
- [19] R. Verma and Anika, "Applying Predictive Analytics in Elective Course Recommender System while preserving Student Course Preferences," in *2018 IEEE 6th International Conference on MOOCs, Innovation and Technology in Education (MITE)*, Hyderabad, India, Nov. 2018, pp. 52–59. doi: 10.1109/MITE.2018.8747128.