

MODEL ANALISIS AKTIVITAS TUTOR DALAM *LEARNING MANAGEMENT SYSTEM* BERDASARKAN DATA LOG MENGGUNAKAN *K-MEANS* DAN DETEKSI *OUTLIER*

Agusriandi*¹, Elihami², Irman Syarif³, Ita Sarmita Samad⁴

¹ Universitas Sulawesi Barat, Kabupaten Majene,
^{1,2,3,4} Universitas Muhammadiyah Enrekang, Kabupaten Enrekang
Email: ¹agusriandi@unimen.ac.id, ²elihami@unimen.ac.id, ³irmansyarif@unimen.ac.id,
⁴itasarmitas@unimen.ac.id
* Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 20 Februari 2021, diterima untuk diterbitkan: 15 Agustus 2022)

Abstrak

Pembelajaran tutor di LMS menyimpan data berupa log yang dapat dimanfaatkan menjadi pengetahuan tentang kinerja tutor. Kinerja tutor yang lemah akan berdampak pada kinerja mahasiswa, dan kinerja institusi secara keseluruhan. Oleh karena itu, tujuan penelitian ini untuk (1) mendeskripsikan dan memantau kinerja tutor yang lemah pada aplikasi LMS berbasis moodle berdasarkan data log, (2) mendeteksi tutor yang termasuk dalam kategori outlier berdasarkan aktivitas yang dilakukan di LMS. Tahapan penelitian ini terdiri atas 4 tahap, yaitu melakukan pengambilan data log aktivitas tutor selama satu semester ($n = 25$), melakukan analisis deskriptif, dan analisis *clustering* dengan *k-means* dan deteksi *outlier*. Hasil temuan penelitian ini menunjukkan bahwa sebagian besar tutor memanfaatkan LMS hanya untuk mengumpulkan tugas, menampilkan materi dan sedikit yang disertai dengan aktivitas-aktivitas lain seperti forum, diskusi, quiz dan lainnya. Tutor dalam menampilkan standar isi atau konten hanya memberikan instruksi pengumpulan tugas dan menampilkan materi dengan menyertakan *link* atau video dari sumber lain. Fakta lain menunjukkan bahwa tutor jarang memberikan *feedback* (umpan balik) baik secara narasi maupun penilaian ketika memberikan tugas sehingga tutor dalam melakukan pembelajaran online belum memenuhi standar proses pada pembelajaran online. Oleh karena itu, sebagian besar tutor *underperformed* karena isi dan proses pembelajaran onlinenya belum sesuai standar.

Kata kunci: analisis aktivitas, data log, kinerja tutor, learning Management System, *k-means* dan deteksi outlier

ANALYSIS MODEL OF TUTOR ACTIVITIES IN A LEARNING MANAGEMENT SYSTEM BASED ON LOG DATA USING *K-MEANS* AND OUTLIER DETECTION

Abstract

The Tutors' learning in LMS stores data in logs which can be used as knowledge to find out about tutor performance. The tutors were weak performance have been an impact on student performance, and the performance of the institution as a whole. Therefore, this study aims to (1) describe and monitor the weak performance of tutors in the LMS application based on log data, (2) detect tutors who are included in the outlier category based on the activities in the LMS. The stages of this research were 4 stages, namely collected log data of tutors' activities for one semester ($n = 25$), conducted descriptive analysis, clustered analysis with *K-means*, and outlier detection. The results were most tutors used LMS only to collected assignments, presented material and a few were activities such as forums, discussions, quizzes and others. Tutors presented standard content was only provide instructions for submitted assignments and displayed material by including links or videos from other sources. Another fact showed who were tutors rarely provided feedback both in narrative and assessment when giving assignments so that the tutors in doing online learning has not met the standard process in online learning. Therefore, most of the tutors have underperformed because the content and learning process have not up to standard.

Keywords: activity analysis, *k-means* and outlier detection, tutors' performance, learning management system, log data

1. PENDAHULUAN

Penerapan *Learning Management System* atau disingkat LMS berbasis Moodle pada e-learning menghasilkan volume data di dalam database yang sangat besar berupa rekaman aktivitas log (Villegas-Ch *et al.*, 2018). Rekaman data tersebut dapat dimanfaatkan menjadi pengetahuan strategis yang dapat ditindaklanjuti untuk mendapatkan pengetahuan. Pengetahuan tersebut menjadi sesuatu yang sangat menarik untuk diketahui sebab dapat digunakan untuk menemukan atau menyelidiki kinerja tutor dalam mengajar di LMS (dengan akses, waktu yang dihabiskan, penggunaan berbagai fitur) (Baragash and Al-Samarraie, 2018). Cara untuk menemukan atau menyelidiki kinerja tutor yaitu dengan analisis log aktivitas yang merepresentasikan aktivitas secara nyata dalam kehidupan sehari-hari ketika tutor berinteraksi dengan LMS.

Platform LMS yang bersifat *open source* dan banyak digunakan include Moodle, Sakai, ATutor, Claroline, Iliasemondo, blackboard, and moodle (Cigdemoglu, Arslan and Akay, 2011; Cavus and Zabadi, 2014). Moodle merupakan LMS yang paling populer dimanfaatkan di perguruan tinggi di Indonesia (Rahim, Maskur and Wicaksono, 2020). LMS berbasis Moodle telah digunakan oleh para tutor dalam melakukan berbagai aktivitas pembelajaran, seperti tutor menyimpan materi perkuliahan, membuat topik, kuis, percakapan, dan feedback, penilaian, diskusi, forum, pengumpulan tugas, dan lain sebagainya. Pada sisi mahasiswa dapat melakukan aktivitas mengumpulkan tugas, mengerjakan quiz, melihat materi kuliah, melihat feedback yang diberikan oleh tutor, pengumuman dan sebagainya. Keaktifan tutor dalam memberikan materi, *feedback*, evaluasi pembelajaran dan sebagainya dapat dikategorikan sebagai kinerja tutor (Deepak, 2017).

Kinerja tutor sangat penting perannya dalam upaya institusi perguruan tinggi sesuai amanat undang-undang untuk mencerdaskan kehidupan anak bangsa (Theresia *et al.*, 2018). Setiap perguruan tinggi dalam menghadapi dunia yang kompetitif dan mengglobal maka harus meningkatkan kinerja tutor sesuai dengan standar pembelajaran online yang berlaku. Salah satu upaya dalam meningkatkan kinerja tutor yaitu dilakukannya tahapan evaluasi (Leal Filho *et al.*, 2018; Sinulingga and Simatupang, 2018).

Evaluasi merupakan salah satu tahapan dalam siklus manajemen sumber daya manusia khususnya tutor (Sukawati *et al.*, 2020). Salah satu bahan untuk melakukan evaluasi kinerja tutor yaitu hasil analisis pembelajaran tutor pada standar isi dan proses (Oguguo *et al.*, 2020). Analisis pembelajaran adalah cabang khusus dari analisis akademik yang berfokus pada pengumpulan data yang dihasilkan oleh tutor (Barneveld, Arnold and Campbell, 2012). Tujuan utama dari analisis pembelajaran adalah memahami dan meningkatkan pembelajaran siswa dan institusi

pendidikan (Vogt, 2016). Di samping itu, analisis secara umum merupakan proses transformasi baris data ke dalam pengetahuan strategi yang dapat ditindaklanjuti untuk mendapatkan wawasan tentang proses bisnis (Brodsky *et al.*, 2016). Model komputasi memiliki empat paradigma untuk menganalisis data seperti statistical, Artificial Intelligence (AI), temporal, dan Machine Learning (ML) (Baradwaj and Pal, 2011).

Fungsi analisis secara umum adalah membuat analisis model, analisis infrastruktur, dan analisis operasional (Barneveld, Arnold and Campbell, 2012). Jenis analisis model yaitu statistik, prediksi, atau model data mining yang secara empiris berasal dari data menggunakan metode statistik yang dapat diterima secara umum (Grossman and Siegel, 2014). Pekerjaan menghasilkan model yang baik diperlukan beberapa strategi analisis yaitu deskriptif, diagnostik, prediktif, dan preskriptif (Brodsky *et al.*, 2016; Hagerty, 2016).

Membuat sebuah model deskripsi dari kinerja tutor dalam LMS dapat dilakukan dengan memanfaatkan data log aktivitas. Analisis pada data log aktivitas merupakan salah satu proses transformasi baris data ke dalam pengetahuan strategis yang dapat ditindaklanjuti untuk mendapatkan gambaran umum dari aktivitas (Yurek, Birant and Birant, 2018). Salah satu tujuan analisis log activity pada suatu penelitian adalah menemukan gambaran aktivitas pembelajaran secara umum yang dilakukan dalam LMS (Romero *et al.*, 2016).

Pekerjaan memperoleh pengetahuan dari data yang menawarkan serangkaian teknik dan alat untuk menemukan gambaran umum atau tren adalah pekerjaan data mining (Emond and Buffett, 2015). Gambaran aktivitas dari data mining menghasilkan gambaran umum dari data yang digunakan sebagai bahan evaluasi (Munoz-gama, 2016).

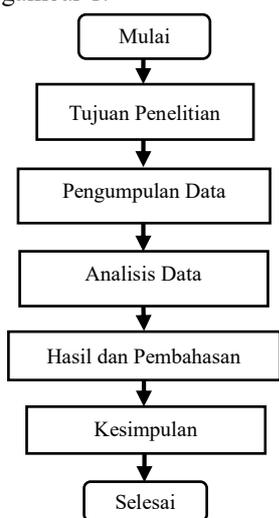
Banyak metode yang digunakan dalam melakukan *clustering* atau pengelompokan. Berdasarkan karakteristik data dalam belum diketahui atau *unsupervised* maka metode *k-means* digunakan dalam penelitian ini. *Clustering* dengan *k-means* merupakan salah satu teknik data mining yang melakukan proses pemodelan dan pengelompokan data tanpa melakukan supervisi melainkan dengan sistem partisi (Rahadian *et al.*, 2017; Monalisa, 2018).

Berdasarkan hasil observasi ditemukan bahwa sebagian tutor beranggapan kinerja mereka tidak dapat diketahui oleh evaluator karena selama berlangsungnya penggunaan LMS belum pernah adanya laporan hasil evaluasi yang diterima. Hal ini sangat beralasan karena banyaknya data pada log aktivitas memerlukan teknis khusus untuk memperoleh gambaran kinerja tutor. Tujuan penelitian ini yaitu, (1) Bagaimana menganalisis aktivitas tutor yang bersumber dari data log dalam pembelajaran di LMS dengan metode *k-means*? (2) Bagaimana

mendeteksi tutor yang aktivitasnya tidak lazim di LMS dengan metode deteksi *outlier*?

2. METODE PENELITIAN

Tahapan dalam metode penelitian ini meliputi pengumpulan data, cleaning data, analisis deskripsi, teknik data mining untuk clustering dan deteksi outlier. Analisis deskripsi menggunakan metode kuantitatif dengan memanfaatkan data log aktivitas pada LMS Universitas Muhammadiyah. Alur pelaksanaan penelitian secara lengkap seperti ditampilkan pada gambar 1.



Gambar 1. Alur pelaksanaan penelitian

Pengumpulan data selanjutnya disebut dataset pada penelitian adalah data berupa catatan aktivitas tutor dalam melakukan proses pembelajaran pada LMS berbasis Moodle yang selanjutnya disebut log aktivitas. Dataset dari log aktivitas yang dianalisis yaitu hanya tahun akademik 2019/2020 semester ganjil dengan studi kasus pada LMS Universitas Muhammadiyah Enrekang.

Data *cleaning* merupakan bagian awal dari teknik data mining yang berdampak langsung pada analisis dan aplikasi selanjutnya (Shen, Fu and Zhou, 2018). Data cleaning merupakan analisis yang berkaitan dengan kualitas data di dalam data mining, *data sains*, atau *machine learning* (Corrales, Ledezma and Corrales, 2018). Tahapan yang dilakukan pada data *cleaning* salah satunya menghilangkan atribut yang tidak berkontribusi terhadap hasil analisis yang ingin dicapai.

Analisis deskripsi pada penelitian ini menggunakan teknik statistik untuk menemukan nilai *min*, *max*, *median*, *mean* pada data. Visualisasi deskripsi dapat berupa histogram atau tabel.

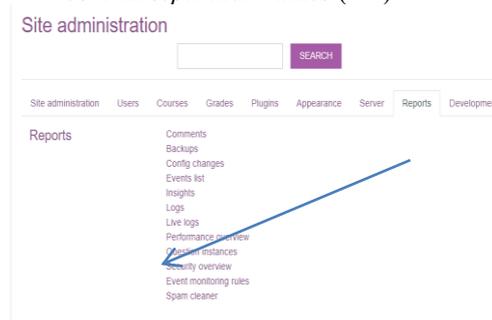
Analisis selanjutnya terdiri atas 2, yaitu *clustering* dan deteksi *outlier*. Algoritma yang digunakan pada *clustering* yaitu *k-means* karena data yang digunakan relatif sedikit dan data bersifat *unsupervised*. Metode pengelompokan dalam *k-means* yaitu dengan mempartisi data ke dalam

beberapa kelompok sesuai dengan kedekatan atau kesamaan data tersebut. Satu kelompok yang dihasilkan akan memiliki kemiripan karakteristik antara satu data dengan data, namun akan berbeda karakteristik dengan data yang berada dalam kelompok yang lain (Monalisa, 2018).

Data yang outlier pada penelitian ini dimanfaatkan untuk mengidentifikasi tutor yang aktivitasnya tidak lazim. Deteksi *outlier* merupakan ilmu untuk mengidentifikasi data-data yang tidak lazim pada sekumpulan data pengamatan (Linuwih and Mashuri, 2010). Analisis outlier merupakan salah satu teknik data mining untuk memperoleh pengetahuan tentang data (Han, Pei and Kamber, 2011).

3. HASIL DAN KESIMPULAN

Hasil pengumpulan data dari jumlah tutor sebagai sampel dari 25 orang yaitu sebanyak 17.925 baris data. Data tersebut tersimpan dalam bentuk data log yang dapat diperoleh dengan cara mengunduh dari halaman *administration* di bagian reports pada LMS yang berbasis moodle seperti ditampilkan pada Gambar 2. Hasil unduh data log tersimpan dalam format file *comma separated values (csv)*.



Gambar 2. Halaman mengunduh data log

3.1 Analisis Deskripsi

Analisis deksripsi dimulai dengan membersihkan proses data cleaning terhadap data-data yang tidak diperlukan sesuai dengan tujuan penelitian. Data cleaning dilakukan dengan dua tahapan. Tahapan pertama yaitu dengan cara memilih 2 atribut sesuai dengan tujuan analisis pada penelitian ini yaitu atribut *User Full name* dan *Event name*. Jenis atribut pada data log dapat dilihat pada Tabel 1.

Table 1. Atribut-atribut di Data Log

Atribut	Keterangan
<i>No</i>	Nomor urut
<i>Time</i>	Deret waktu
<i>User Full Name</i>	Nama lengkap pengguna
<i>Affected User</i>	Pengguna lain yang menerima tanggapan dari <i>user full name</i>
<i>Event Context</i>	Jenis aktivitas yang dilakukan oleh user
<i>Component</i>	Kategori aktivitas yang dilakukan oleh <i>user</i>

<i>Event Name</i>	Nama aktivitas
<i>Description</i>	Keterangan aktivitas yang dilakukan <i>user</i>
<i>Origin</i>	Media yang digunakan oleh <i>user</i> , dapat berupa web, cli, atau <i>restore</i>
<i>IP Address</i>	Alamat IP yang digunakan <i>user</i>

Tahapan kedua yaitu menyeleksi baris data yang missing atau tidak sesuai dengan data tutor, misalnya data log administrator LMS yang ikut di dalam data log saat diunduh. Jumlah baris data setelah dilakukan data cleaning mengalami pengurangan sehingga hanya tersisa 8.477 baris. Deskripsi secara statistik dari data *cleaning* ditunjukkan seperti Tabel 2.

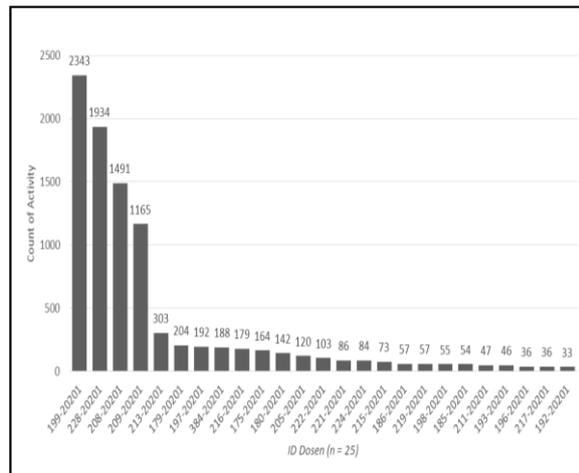
Tabel 2. Aktivitas tutor berdasarkan deksripsi statistik

Deskripsi	Nilai
Min.	33.0
1st Qu.	55.0
Median	103.0
Mean	367.0
3rd Qu.	192.0
Max	2343.0

Sebaran jumlah aktivitas tutor berdasarkan aktivitas yang dilakukan di LMS seperti pada Gambar 3 terlihat perbedaan interval jumlah aktivitas yang sangat ekstrim antara tutor yang ber-ID 209-20201 dengan 2013-20201. Hal ini menandakan bahwa terdapat dua kelompok tutor berdasarkan jumlah aktivitasnya. Kelompok pertama adalah tutor yang memiliki aktivitas di atas rata-rata yaitu sebanyak empat tutor dan tutor yang aktivitasnya di bawah rata-rata sebanyak 21 tutor.

Tutor beraktivitas pada suatu LMS pada prinsipnya merepresentasikan kenyataan bahwa mereka melakukan tatap muka pada pembelajaran offline. Satu aktivitas dapat digambarkan seperti memberi tugas, melakukan presensi, memberi *feedback*, memberikan materi dalam dunia nyata. Satu kali tatap muka di kelas idealnya terdapat beberapa aktivitas yang harus dilakukan seorang tutor kepada peserta didiknya. Keadaan di kelas pada saat tatap muka seharusnya merepresentasikan keadaan di LMS, maka dalam 1 kali pembelajaran di LMS harusnya terdapat beberapa aktivitas.

Tutor dengan ID 199-20201 memiliki aktivitas terbanyak daripada tutor-tutor lainnya seperti ditampilkan pada Gambar 3. Berdasarkan gambar 3 jika dilihat dari prespektif kolaborasi maka hal ini tidak baik karena kolaborasi merupakan suatu pola relasi atau hubungan kerjasama yang dikerjakan oleh lebih dari satu kelompok atau individu. Prinsip yang mendasari kolaborasi adalah adanya kerjasama, kebersamaan, berat sama dipikul dan ringan sama dijinjing, berbagi peran, adanya kesetaraan, dan penuh rasa tanggung jawab (Rodríguez, Riaza and Gómez, 2017).



Gambar 3. Sebaran tutor berdasarkan jumlah aktivitas

Jika tutor tersebut tidak aktif lagi atau mengalami penurunan kinerja, maka akan sangat berpengaruh terhadap kinerja secara keseluruhan. Seperti halnya banyaknya jumlah tutor yang aktivitasnya berada pada level rendah menandakan bahwa sebagian besar tutor belum memanfaatkan akitivitas-aktivitas yang tersedia di LMS.

3.2 Analisis Clustering

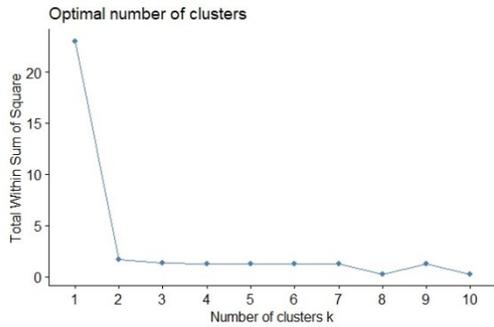
Sebagai salah satu tahapan dari analisis *clustering* yaitu dilakukannya pendeskripsian secara statistik terhadap data tutor untuk memperoleh gambaran awal tentang data yang akan dianalisis. Hasil deskripsi statistik seperti pada Tabel 2 terlihat bahwa jarak antara nilai min dan max terlampau jauh sehingga perlu dilakukan standarisasi data.

3.2.1 Standarisasi Data

Standarisasi data atau normalisasi data digunakan pada bagian ini hanya untuk data yang bertipe numerik yaitu jumlah aktivitas sedangkan variabel id tidak diperlukan. Hasil dari standarisasi menunjukkan bahwa nilai tertinggi adalah 3,094 dan nilai terendah -0,524 dengan menggunakan feature scaling. Hasil dari standarisasi data digunakan untuk melakukan optimalisasi *cluster*.

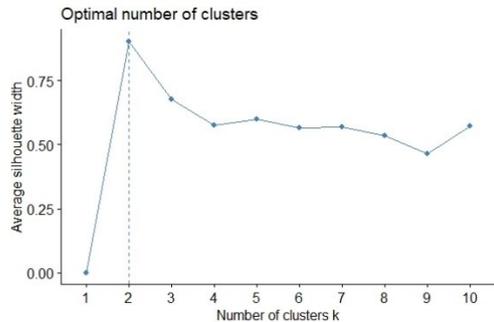
3.2.2 Optimalisasi Cluster

Analisis cluster dengan metode K-Means merupakan suatu analisis yang bersifat non-hirarki sehingga nilai K ditentukan oleh peneliti itu sendiri. Pada penelitian ini digunakan nilai K=2, namun untuk menguji bahwa nilai 2 paling optimal maka dilakukan perbandingan tiga metode yaitu Elbow, Sillhoutten, dan Gap statistik.



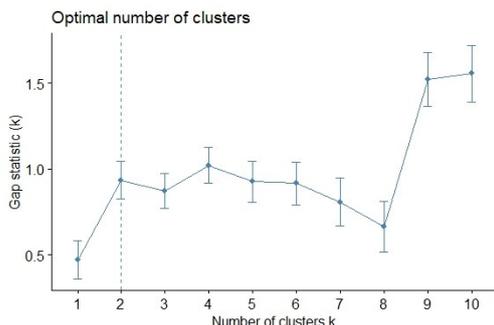
Gambar 4. Hasil optimalisasi cluster metode *Elbow*

Nilai K pada metode *Elbow* ditentukan dengan cara melihat pergerakan grafik landai setelah curam yang pertama. Berdasarkan pada gambar 4 menunjukkan pergerakan grafik yang landai yang pertama yaitu pada angka 2 menuju 3, dengan demikian nilai K yang optimal pada metode *Elbow* yaitu $K = 2$.



Gambar 5. Hasil optimalisasi cluster metode *Silhouette*

Hasil dari metode *Silhouette* didasarkan pada garis tertinggi atau titik tertinggi dari grafik yang diamati seperti diperlihatkan pada Gambar 5. Berdasarkan pada Gambar 5 diperoleh bahwa nilai K yang optimal yaitu angka 2.



Gambar 6. Hasil optimalisasi metode *Gap Statistik*

Metode ketiga dalam menentukan nilai K yang optimal yaitu *Gap Statistik*. Penentuan nilai K optimal metode *Gap Statistik* didasarkan pada hasil grafik berupa garis yang direlasikan dengan garis putus pada Gambar 7. Berdasarkan Gambar 7 maka hasil metode *Gap statistik* berada pada angka 2.

Berdasarkan dari ketiga metode yang telah digunakan dalam menentukan K optimal dihasilkan nilai K yang sama yaitu 2. Sehingga dapat ditentukan

untuk nilai optimal dari K adalah 2. Nilai optimal digunakan untuk melakukan clustering terhadap data aktivitas tutor.

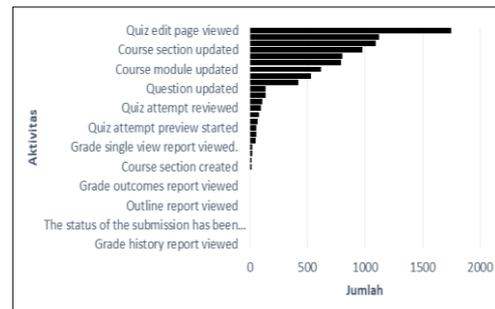
3.2.3 Hasil Clustering

Hasil clustering dengan nilai $K=2$ diketahui memiliki jumlah data sebesar 4 (*cluster 1*), sedangkan jumlah data pada *cluster 2* memiliki data sebanyak 21. Penentuan data suatu data masuk ke *cluster* tertentu didasarkan pada nilai *vector* dari clustering. Dari hasil clustering diketahui untuk data 1 sampai dengan ke 4 berada pada *cluster 1*, data 5–25 berada pada *cluster 2*. Setelah diketahui bahwa data 1–25 masuk ke *cluster* masing-masing, selanjutnya diketahui nilai *within cluster sum of squares* dari masing-masing *cluster* yaitu *cluster 1* bernilai -0,40, dan *cluster 2* bernilai 2,13. Sedangkan untuk nilai dari *between sum of squares* dibagi nilai total *sum of squares* maka diperoleh nilai yaitu 90,8 %.

3.5 Analisis Tutor Berdasarkan Jenis Aktivitas

Aktivitas yang sering dilakukan oleh tutor adalah "*Course edit page viewed*". Aktivitas tersebut berarti bahwa tutor lebih sering memanfaatkan LMS sebagai tempat untuk membuat quiz bagi mahasiswa. Pembuatan *quiz* pada LMS yaitu dengan cara memanfaatkan aktivitas *quiz* pada halaman aktivitas LMS. Banyaknya jumlah aktivitas tersebut dapat dimaknai bahwa tutor hanya membuat soal pada aktivitas *quiz* ketimbang aktivitas pembelajaran seperti melakukan update terhadap materi, padahal dalam pembelajaran online harus dilakukan update materi setiap topik atau setiap pekan. Fakta ini menunjukkan bahwa tutor masih lemah pada standar isi pembelajaran online. Aktivitas tutor pada LMS berdasarkan jenis aktivitas seperti pada Gambar 7.

Aktivitas yang menjadi perhatian selanjutnya adalah aktivitas yang jumlah aktivitasnya < 10 ,



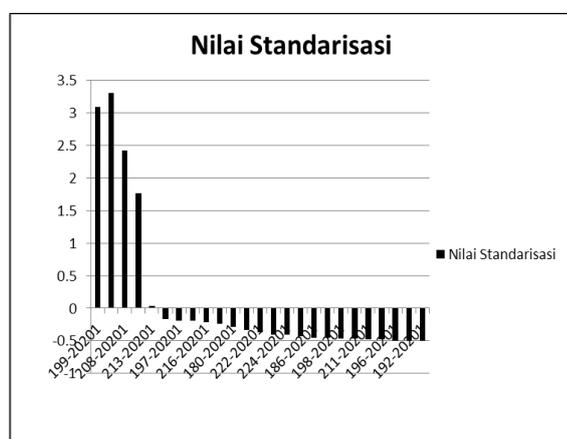
Gambar 7. Jenis aktivitas tutor LMS

padahal aktivitas ini merupakan aktivitas penting dalam proses pembelajaran seperti aktivitas "*Grade Outcomes report viewed*" yang hanya dilakukan sebanyak 4 kali dari total tutor sebanyak 25 orang. Hal ini berarti bahwa hanya 4 tutor yang melihat laporan nilai akhir semester. Hal ini dapat pula berarti bahwa tutor jarang memberikan *feedback* baik secara narasi maupun nilai ketika mereka memberikan tugas

kepada mahasiswa di LMS. Tutor hanya memberikan instruksi pengumpulan tugas dan menampilkan materi dengan menyertakan link atau video dari sumber lain. Padahal, penilaian / *feedback* merupakan bagian terpenting dalam pembelajaran agar mahasiswa memiliki semangat, mengetahui kemampuannya dan memiliki kepercayaan diri yang tinggi [30,31]. Fakta ini menunjukkan bahwa tutor masih lemah pada standar proses pembelajaran online.

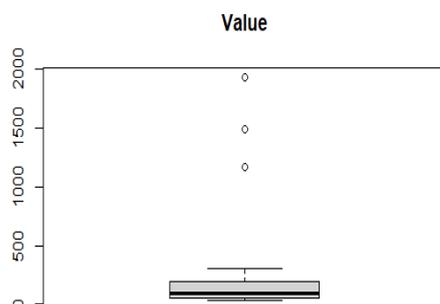
3.3 Deteksi Outlier

Deteksi outlier dilakukan berdasarkan nilai standar dari sekumpulan data. Nilai standarisasi dengan menggunakan feature scaling dari data aktivitas tutor di LMS seperti pada Gambar 8.



Gambar 8. Nilai Standarisasi Aktivitas Tutor

Berdasarkan hasil dari standarisasi pada Gambar 8 maka dihasil *boxplot* yang menampilkan nilai aktivitas tutor yang teridentifikasi sebagai outlier seperti pada Gambar 9.



Gambar 9. *Boxplot* Kinerja tutor

Berdasarkan *boxplot* di atas, maka ditemukan nilai yang menjadi *outlier* yaitu 1934, 1491, 1165. Nilai *outlier* ini menjadi menarik karena kenyataannya justru tutor yang memiliki nilai tersebut yang aktivitasnya masuk pada *cluster* 1 atau yang berkinerja tinggi. Hal ini berarti bahwa masih banyak tutor-tutor yang memiliki kinerja yang lemah sehingga yang menjadi *outlier* justru yang berkinerja tinggi.

KESIMPULAN

Pada penelitian dapat disimpulkan bahwa tutor secara keseluruhan berkinerja masih lemah. Kinerja lemah dapat dibuktikan dengan hasil deskripsi dan diagnostik. Hasil deskripsi membuktikan bahwa hanya 16% dari tutor yang berkinerja tinggi (*cluster* 1). Fakta lain menunjukkan bahwa masih banyak tutor yang belum memenuhi standar isi dan proses pada pembelajaran online sehingga wajar jika sebagian besar tutor berkinerja lemah.

Hasil dari penelitian ini dapat dijadikan sebagai bahan evaluasi bagi pimpinan institusi untuk meningkatkan aktivitas-aktivitas yang masih lemah dan mempertahankan aktivitas sudah tinggi. Cara yang dapat dimanfaatkan oleh pimpinan institusi dalam meningkatkan kinerja tutor yaitu memberikan reward dan punishment. *Reward* diberikan kepada tutor yang telah berkinerja baik, dan punishment dapat diberikan kepada tutor yang berkinerja rendah. Rendahnya kinerja tutor dapat ditingkatkan dengan cara memberikan berbagai stimulus seperti pemberian reward atau *punishment* oleh pimpinan institusi. Salah satu *reward* yang dapat diberikan yaitu pemberian tunjangan kinerja bagi tutor.

DAFTAR PUSTAKA

- BARADWAJ, B. K. & PAL, S. 2011. Mining Educational Data to Analyze Students' Performance. *IJACSA*, 2, pp. 63–69. doi: 10.1177/039463200201500108.
- BARAGASH, R. S. & AL-SAMARRAIE, H. 2018. Blended learning: Investigating the influence of engagement in multiple learning delivery modes on students performance. *Telematics and Informatics*, 35(7), pp. 2082–2098.
- BARNEVELD, A. VAN, ARNOLD, K. E. & CAMPBELL, J. P. 2012. *Analytics in higher education: Establishing a common language. EDUCAUSE Learning Initiative (ELI)*.
- BRODSKY, A., SHAO, G., KRISHNAMOORTHY, M., NARAYANAN, A. & MENASCÉ, D. 2016. Analysis and optimization based on reusable knowledge base of process performance models. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 88(1–4), pp. 337–357. doi: 10.1007/s00170-016-8761-7.
- CAVUS, N. & ZABADI, T. 2014. A comparison of open source learning management systems. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 143, pp. 521–526.
- CIGDEMOGLU, C., ARSLAN, H. O. & AKAY, H. 2011. A phenomenological study of instructors' experiences on an open source learning management system. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 28, pp. 790–795.
- CORRALES, D. C., LEDEZMA, A. & CORRALES, J. C. 2018. From Theory to Practice: A Data Quality Framework for Classification Tasks *Symmetry*, 10, pp. 1–29. doi:

- 10.3390/sym10070248.
- DEEPAK. 2017. Evaluation of moodle features at kajaani university of applied sciences—case study’, in *Procedia computer science*. Elsevier, pp. 121–128.
- EMOND, B. & BUFFETT, S. 2015. Analyzing student inquiry data using process discovery and sequence classification. *International Conference on Educational Data Mining*. Canada, pp. 412–415.
- GROSSMAN, R. L. & SIEGEL, K. P. 2014. Organizational models for big data and analytics. *Journal of Organization Design*, 3(1), pp. 20–25. doi: 10.7146/jod.9799.
- HAGERTY, J. 2016. *2017 Planning Guide for Data and Analytics*, Gartner. Available at: https://www.gartner.com/binaries/content/assets/events/keywords/catalyst/catus8/2017_planning_guide_for_data_analytics.pdf (Accessed: 10 October 2018).
- HAN, J., PEI, J. & KAMBER, M. 2011. *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
- LEAL FILHO, W. ET AL. LEAL FW, PALLANT, E. ENETE, A. dan RICHTER, B. 2018. Planning and implementing sustainability in higher education institutions: an overview of the difficulties and potentials. *International Journal of Sustainable Development & World Ecology*, 25(8), pp. 713–721.
- LINUWIH, S. & MASHURI, M. 2010. Pendeteksian Outlier dan Penentuan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Produksi Gula dan Tetes Tebu dengan Metode Likelihood Displacement Statistic-Lagrange. *Jurnal Teknik Industri*, 12(2), pp. 95–100. doi: 10.9744/jti.12.2.pp.95-100.
- MONALISA, S. 2018. Klasterisasi Customer Lifetime Value Dengan Model LRFM Menggunakan Algoritma K-Means. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 5(2), pp. 247–252.
- MUNOZ-GAMA, J. 2016 *Conformance Checking and Diagnosis in Process Mining, Comparing Observed and Modeled Processes*. 1st edn. Edited by W. M. P. Van Der Aalst et al. Chile: Springer. doi: 10.1007/978-3-319-49451-7.
- OGUGUO, B.C.E., NANNIM, F.A., AGAH, J.J., UGWUANYI, C.S., & ENE, C.U., NZEADIBE, A.C. 2020. Effect of learning management system on Student’s performance in educational measurement and evaluation. *Education and Information Technologies*, pp. 1–13.
- RAHADIAN, B.A., KURNIANINGTYAS, D., MAHARDIKA, D.P., MAGHFIRA, T.N., & CHOLISSODIN, I. 2017. Analisis Judul Majalah Kawanku Menggunakan Clustering K-Means Dengan Konsep Simulasi Big Data Pada Hadoop Multi Node Cluster’, *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK) p-ISSN*, 2355, p. 7699.
- RAHIM, A. S., MASKUR, M. & WICAKSONO, G. W. (2020) ‘Implementasi Metode Feature-Oriented Software Development (Fosd) Dalam Mengembangkan Learning Management System (Lms)’, *Jurnal Repositor*, 2(12).
- RODRÍGUEZ, A. I., RIAZA, B. G. & GÓMEZ, M. C. S. (2017) ‘Collaborative learning and mobile devices: An educational experience in Primary Education’, *Computers in Human Behavior*, 72, pp. 664–677.
- ROMERO, C. ET AL. CEREZO, R., BONGARIN, A. SÁNCHEZ-SANTILLÁN, M. 2016. Educational process mining: A tutorial and case study using moodle data sets’, in ELATIA, S., IPPERCIEL, D., and ZAIANE, O. R. (eds) *Data Mining and Learning Analytics: Applications in Educational Research*. Kanada: John Wiley & Sons Hoboken, NJ, pp. 3–28.
- SHEN, X., FU, X. & ZHOU, C. 2018. A combined algorithm for cleaning abnormal data of wind turbine power curve based on change point grouping algorithm and quartile algorithm. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 10(1), pp. 46–54.
- SINULINGGA, A. & SIMATUPANG, N. 2018. The Difference Between Certified And Non Certified PE Teachers Performance Based On Range Of Service Period. *3rd Annual International Seminar on Transformative Education and Educational Leadership (AISTEEL 2018)*. Atlantis Press.
- SUKAWATI, NADYA, N., GUNAWAN, I. UBADILLAH, E., MAULINA, SASI, S. & FIRMAN, B. 2020. Human Resources Management in Basic Education Schools. *2nd Early Childhood and Primary Childhood Education (ECPE 2020)*. Atlantis Press, pp. 292–299.
- THERESIA, L., LAHUDDIN, A.H., RANTI, G. & BANGUN, R. 2018. The influence of culture, job satisfaction and motivation on the performance lecturer/employees. *International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*. Bandung, pp. 2541–2552.
- VILLEGAS, C.W., LUJÁN, M.S., BUENAÑO, F.D. & PALACIOS, P.X. 2018. Big data, the next step in the evolution of educational data analysis’, in *International Conference on Information Technology & Systems*. Springer, pp. 138–147.
- VOGT, K. L. 2016. *Measuring Student Engagement Using Learning Management Systems [disertasi]*. ProQuest Dissertations and Theses. University of Toronto.
- YUREK, I., BIRANT, D. & BIRANT, K. U. 2018. Interactive process miner: a new approach for process mining. *Turk J Elec Eng & Comp Sci*, 26, pp. 1314–1328. doi: 10.3906/elk-1708-112.

Halaman ini sengaja dikosongkan