

Peningkatan Efisiensi Penugasan Guru di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta Melalui Penghapusan Outlier

Nur Rokhman¹⁾, Hijriyani Nugroho Dwi Saputri²⁾

Departemen Ilmu Komputer dan Elektronika, Universitas Gadjah Mada
Bulaksumur Yogyakarta, 0274-513339
e-mail: nurrokhman@ugm.ac.id

Abstrak

Pada sistem pendidikan nasional, guru merupakan komponen utama keberhasilan sistem. Selama ini penugasan guru hanya didasarkan pada kebutuhan sekolah, tidak memandang alamat rumah dari guru yang ditugaskan. Hal ini berakibat adanya sejumlah guru yang harus menempuh perjalanan yang sangat jauh untuk mengajar. Keterlambatan datang dan kelelahan guru menjadikan proses belajar mengajar kurang efektif. Guru yang demikian ini dapat dipandang sebagai outlier.

Outlier merupakan objek yang berbeda dibandingkan objek-objek lainnya. Pada penelitian ini akan dilakukan deteksi outlier dalam penugasan guru di Propinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Pada kasus ini, outlier merupakan guru-guru yang harus menempuh perjalanan sangat jauh untuk mencapai sekolah tempat mengajarnya. Deteksi outlier dilakukan dengan menggunakan metode Boxplot.

Untuk mengurangi jarak tempuh guru maka diusulkan pertukaran penempatan kerja guru. Metode Greedy digunakan untuk memilih pasangan pertukaran penempatan guru sehingga distribusi guru merata dan jarak tempuh guru secara keseluruhan dapat dikurangi.

Kata kunci: Deteksi Outlier, Boxplot, Penempatan Guru

1. Pendahuluan

Penempatan kerja bagi pegawai seringkali hanya berdasarkan kebutuhan instansi terkait, tidak memandang alamat pegawai dan seberapa efektifnya jika rumah pegawai jauh dari tempat bekerja. Tidak terkecuali, hal ini terjadi juga pada penempatan penugasan seorang guru. Upaya melakukan efisiensi dalam penempatan guru dilakukan oleh pemerintah Republik Indonesia melalui surat edaran Menteri Pendidikan dan Kebudayaan RI No : 36186/MPK/KP/2016 tentang Pemerataan dan Penempatan Guru dan Tenaga Kependidikan.

Terkait dengan peningkatan mutu pendidikan, peran guru sebagai tenaga pendidik merupakan bagian yang sangat penting dalam kerangka sistem pendidikan nasional. Kondisi jarak rumah guru dan sekolah yang jauh dapat menjadi alasan keterlambatan dan kelelahan. Hal ini dapat mengakibatkan penurunan kinerja guru.

Berdasarkan UU No. 23 tahun 2014 tentang Pemerintahan Daerah tanggung jawab pendidikan setingkat SD/SMP berada dalam lingkup pemerintah kabupaten -kota sedangkan Pemerintah Provinsi bertanggung jawab atas pendidikan setingkat SMA/SMK dan Pemerintah Pusat bertanggung jawab atas pendidikan tinggi. Wilayah Propinsi Daerah Istimewa Yogyakarta terdiri Kabupaten Sleman, Bantul, Gunung Kidul, Kulon Progo dan Kota Yogyakarta. Mulai tahun pelajaran 2016/2017, pemerintah mulai melaksanakan ini sehingga pengelolaan pendidikan SMP oleh pemerintah kabupaten/ kota dan pendidikan SMA/SMK oleh pemerintah propinsi. Berdasar hal ini Pemerintah Propinsi Daerah Istimewa Yogyakarta memiliki keleluasaan pengelolaan untuk meningkatkan kinerja pendidikan di wilayah Propinsi Daerah Istimewa Yogyakarta. Dalam hal ini, pertukaran penempatan kerja antara guru satu dengan yang lain sangat dimungkinkan jika akan memberi dampak positif.

Berdasarkan permasalahan di atas, perlu dilakukan upaya peningkatan kinerja guru melalui pengurangan faktor-faktor yang menjadi alasan keterlambatan dan kelelahan guru yang disebabkan jarak rumah ke sekolah terlalu jauh. Guru-guru yang memiliki masalah seperti ini dapat dikategorikan sebagai outlier. Sejumlah metode deteksi outlier telah dimanfaatkan untuk meningkatkan kinerja suatu sistem. Seperti dilakukan oleh Sadewo (2013) dan Nata (2016).

Permasalahan penempatan penugasan guru pada sekolah dapat dipandang sebagai permasalahan pengalokasian sejumlah sumber daya pada sejumlah proses, yang sering dikenal dengan istilah

crowdsourcing. Upaya mengefisienkan crowdsourcing dilakukan telah oleh Cavallo dan Jain (2012), Karger dkk (2013), Yan dkk (2016), Bessai dan Charoy (2016), Rahman (2016), dan Tarable dkk (2017).

Pada penelitian ini, dilakukan deteksi terhadap outlier dalam hal penempatan penugasan guru, yakni guru yang penempatan penugasan sangat jauh dari tempat tinggalnya. Selanjutnya dicari guru lain untuk bertukar penempatan penugasan yang paling efektif yang tidak memunculkan outlier baru.

Outlier merupakan pengamatan yang menyimpang jauh dari pengamatan lainnya. Deteksi outlier merupakan salah satu fungsionalitas dalam data mining. Sejumlah metode digunakan untuk melakukan deteksi outlier seperti Statistical Approaches, Clustering-based, Distance-based, dan Density-based (Chandola, 2009). Permasalahan terkait dengan deteksi outlier dan penanganannya merupakan kajian yang menarik sampai dengan saat ini.

Sejumlah metode deteksi outlier telah dimanfaatkan untuk meningkatkan kinerja suatu sistem. Sadewo (2013) membuat dua macam pemodelan data inflasi dengan menggunakan metode ARIMA yang dilengkapi dengan deteksi outlier dan yang dilengkapi dengan model intervensi. Model selanjutnya diterapkan di Propinsi Riau untuk masa Oktober 2005. Dari percobaan yang dilakukan diperoleh hasil bahwa kedua model menghasilkan ramalan yang sama baiknya.

Nata (2016) melakukan deteksi outlier untuk data transaksi pembayaran di STMIK STIKOM Bali. Deteksi outlier digunakan untuk melihat potongan pembayaran pada setiap tahun akademik sehingga diketahui masa terjadinya potongan biaya mahasiswa yang paling tinggi.

Permasalahan penempatan penugasan guru pada sekolah dapat dipandang sebagai permasalahan pengalokasian sejumlah sumber daya pada sejumlah proses, yang sering dikenal dengan istilah crowdsourcing. Upaya mengefisienkan crowdsourcing telah banyak dilakukan. Cavallo dan Jain (2012) membuat model lelang berbasis crowdsourcing. Hal ini didasarkan adanya batasan waktu produksi dalam jumlah banyak yang sulit dipenuhi.

Karger dkk (2013) mengembangkan model probabilistik untuk observasi terganggu noisy observations untuk sistem crowdsourcing. Selanjutnya dilakukan minjmisasi harga yang harus dibayarkan untuk mencapai seluruh target yang telah ditetapkan.

Yan dkk (2016) melakukan studi komparatif terhadap sistem crowdsourcing yang menggunakan platform dan yang tidak menggunakan platform (hanya menggunakan jejaring komunikasi).

Bessai dan Charoy (2016) mengembangkan sistem alokasi sumber daya pada sistem crowdsourcing. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada bisnis nyata, alokasi sumber daya sangat dipengaruhi oleh anggaran perusahaan.

Rahman (2016) mengusulkan kerangka kerja sistem pengelolaan ibadah haji dan umroh dengan sistem crowdsourcing. Melalui sistem ini, semua pihak terkait akan terhubung dan memberikan kontribusi untuk kelancaran proses ibadah haji dan umroh.

Tarable dkk (2017) menyajikan pengukuran yang sistematis terhadap unjuk kerja sistem berkelompok (crowd system). Selanjutnya dilakukan optimisasi penugasan berdasar reputasi pelaksana tugas. Optimisasi ini diimplementasikan dengan menggunakan algoritma greedy heuristik. Dari percobaan yang dilakukan diperoleh fakta bahwa unjuk kerja sistem sangat ditentukan oleh reputasi pelaksana tugas.

Deteksi outlier merupakan hal penting dalam suatu sistem. Outlier dapat terjadi karena munculnya fakta-fakta baru dalam sistem, namun outlier dapat pula disebabkan oleh adanya kerusakan alat dalam sistem. Kerusakan dapat disebabkan oleh keausan alat, bencana alam, atau bahkan perusakan alat oleh pihak-pihak yang tidak bertanggung jawab.

Dewasa ini, deteksi outlier telah diterapkan pada berbagai bidang seperti : kesehatan, keuangan, pemrosesan sinyal, jaringan komputer, prakiraan cuaca, pengembangan perangkat lunak, penerbangan, sistem cerdas, identifikasi logam, analisis transaksi, biologi dan lain sebagainya.

Chandola dkk (2009), Singh dan Upadhyaya (2012), memberikan gambaran pengertian outlier untuk data berdimensi 2 seperti pada Gambar 1. Data memiliki daerah normal N1 dan N2. Kebanyakan hasil pengamatan berada pada daerah ini. Titik-titik yang jaraknya cukup jauh dari N1 dan N2, yakni o1, o2 dan titik-titik pada daerah O3 merupakan outlier.

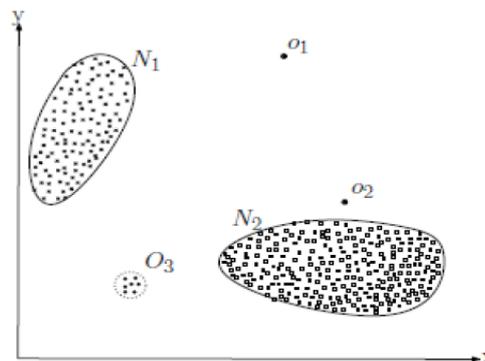
Metode deteksi outlier dibedakan atas tiga kategori : supervised, semisupervised dan unsupervised. Metode deteksi outlier supervised dicirikan dengan adanya himpunan data terlatih yang memodelkan keadaan normal dan keadaan tak normal. Pada metode ini, deteksi outlier dilakukan melalui identifikasi keberadaan sebuah data, pada himpunan data normal ataukah data tak normal. Beberapa contoh metode deteksi outlier dalam kategori ini antara lain : jaringan syaraf tiruan, statistik, model berbasis aturan.

Metode deteksi outlier semisupervised dicirikan dengan adanya himpunan data terlatih untuk keadaan normal, namun tidak dipunyai himpunan data terlatih untuk keadaan tak normal. Pada

metode ini, deteksi outlier dilakukan melalui identifikasi keberadaan sebuah data pada himpunan keadaan normal tersebut. Beberapa contoh metode deteksi outlier dalam kategori ini antara lain : Support Vector Machine (SVM), Hidden Markov Model.

Metode deteksi outlier unsupervised tidak memiliki himpunan data terlatih. Identifikasi outlier dilakukan dengan membandingkan sebuah data dengan data-data lain. Beberapa contoh metode deteksi outlier dalam kategori ini antara lain : K-Mean, Local Outlier Factor (LOF), DBSCAN.

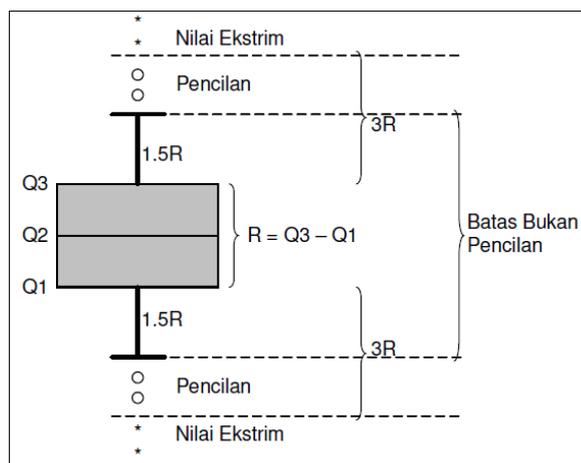
Bakar dkk (2006) membedakan metode deteksi outlier menjadi tiga macam : metode deteksi berbasis statistik, berbasis jarak dan berbasis deviasi. Bakar dkk (2006) menunjukkan bahwa metode deteksi berbasis jarak lebih praktis dan mudah digunakan dibandingkan dengan metode berbasis statistik.



Gambar 1. Outlier pada data berdimensi 2.

Boxplot merupakan salah satu bagian dari metode Statistical Approaches dalam deteksi outlier. Boxplot merupakan alat analisis data yang digunakan untuk menampilkan dan menyimpulkan data. Boxplot membantu dalam menampilkan lokasi, penyebaran, dan bentuk distribusi data (skewness), dan nilai-nilai yang tidak biasa (unusual) atau outlier (Dovoedo, 2011).

Pada metode Boxplot, kuartil 1, 2, 3 akan membagi sebuah urutan data menjadi empat bagian. Jangkauan IQR (Inter Quartil Range) didefinisikan sebagai selisih kuartil 1 terhadap kuartil 3, atau $IQR = Q3 - Q1$. Dengan $Q1$ merupakan nilai kuartil 1, dan $Q3$ merupakan nilai kuartil 3. Data-data outlier dapat ditentukan yaitu nilai yang kurang dari $1.5 \cdot IQR$ terhadap kuartil 1 dan nilai yang lebih dari $1.5 \cdot IQR$ terhadap kuartil 3. Adapun skema identifikasi outlier dengan metode IQR atau boxplot dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Skema identifikasi outlier dengan metode IQR atau boxplot

2. Metode Penelitian

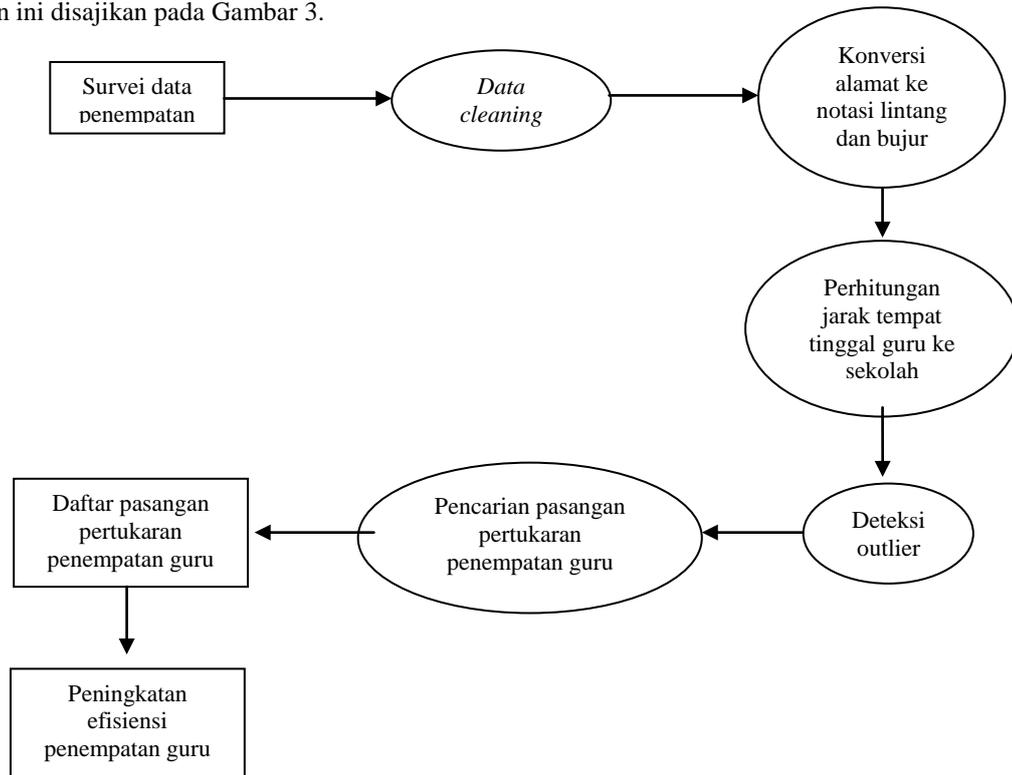
Pada penelitian ini dibangun kerangka kerja deteksi outlier dalam penempatan penugasan guru dan membangun algoritma untuk menentukan guru lain sebagai pasangan untuk bertukar penempatan sehingga outlier yang terjadi dapat dihilangkan. Tahapan penelitian ini terdiri atas:

1. Survey tentang data penempatan guru untuk mendapatkan data yang akan diproses.
2. Data cleaning untuk memastikan bahwa data yang akan diproses telah memuat data yang benar.
3. Perhitungan jarak.

4. Deteksi outlier dengan metode Boxplot.

5. Pencarian pasangan untuk bertukar penempatan penugasan guru.

Tahapan ini disajikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Skema penelitian

3. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian digunakan data penempatan Guru SMA, SMK, dan MA Kota Yogyakarta yang diperoleh dari Dinas Pendidikan Kota Yogyakarta dengan rincian 1309 baris dan 15 atribut. Setelah dilakukan pembersihan data, pemilihan informasi terkait, penghapusan data maka diperoleh dataset berjumlah 1280 baris dengan atribut Nama, Golongan, Lokasi Kerja, Alamat Sekolah, Alamat Rumah.

Data yang sudah bersih tersebut selanjutnya dilakukan konversi alamat menjadi data spasial atas lintang dan bujur dengan menggunakan perangkat lunak Batch Geocoding. Deteksi outlier dengan metode Boxlot diimplementasikan dalam bahasa R seperti pada Gambar 4. Program ini mendeteksi 82 outlier seperti pada Tabel 1.

```

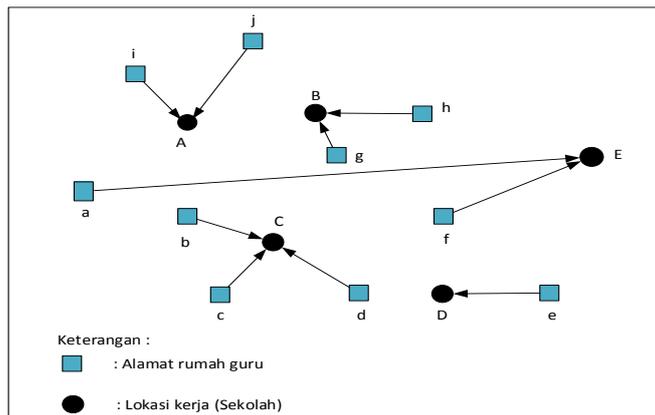
$Z = ($total2Q2-$total2Q1) * 3;
$batas_atas_outervence = $total2Q2+$Z;
$batas_bawah_outervence = $total2Q1-$Z;
$data_range4 = array(); $data_range5 = array(); $data_range6 = array();
foreach ($distance->result() as $row) {
if($row->distance_default_new_km>= $batas_bawah_ouerfence && $row->distance_default_new_km <= $batas_bawah_inerfence) {
$data_range4[] = $row->distance_default_new_km;
} elseif($row->distance_default_new_km > $batas_atas_inerfence && $row->distance_default_new_km <= $batas_atas_ouerfence) {
$data_range5[] = $row->distance_default_new_km;}}
    
```

Gambar 4. Program deteksi outlier

Tabel 1. Hasil deteksi outlier

| Outlier | Frekuensi | Persentase |
|----------------|------------------|-------------------|
| 22,3375 – 25 | 15 | 18,29% |
| 25,01 – 34 | 33 | 40,24% |
| 34,01 – 141,11 | 34 | 41,46% |
| Total | 82 | 100% |

Dalam permasalahan ini, tempat tinggal guru dan sekolah dapat diilustrasikan seperti pada Gambar 5.



Gambar 4.3. Ilustrasi lokasi tempat tinggal guru dan sekolah

Persoalan ini dapat dimodelkan dengan matrik ketetanggaan (*adjacency matrix*) dengan ketentuan berikut ini.

1. $G = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ adalah himpunan koordinat lokasi tempat tinggal n orang guru
2. $S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ adalah himpunan koordinat lokasi n buah sekolah
3. $P = \{(g_1, s_1), (g_2, s_2), \dots, (g_n, s_n)\}$ adalah himpunan penugasan guru untuk mengajar di suatu sekolah dengan $g \in G, s \in S$.
4. $d(g_k, s_k) = \sqrt{(x_{gk} - x_{sk})^2 + (y_{gk} - y_{sk})^2}$ adalah jarak Euclid dari lokasi tempat tinggal guru g_k ke lokasi penugasan (sekolah s_k).

Matrik ketetanggaan berisi perubahan jarak yang terjadi bila terjadi pertukaran penugasan guru. Tabel 4.3 menyajikan matrik ketetanggaan. Elemen baris ke i kolom ke j berisi perubahan jarak yang terjadi bila penugasan guru ke i bertukar dengan penugasan guru ke j . Misal e_{ij} adalah elemen baris ke i kolom ke j , nilainya dihitung dengan rumus :

$$e_{ij} = (d(g_i, s_i) + d(g_j, s_j)) - (d(g_i, s_j) + d(g_j, s_i))$$

Dari matrik ketetanggaan ini selanjutnya dipilih elemen yang memiliki nilai paling besar yang menunjukkan perubahan terbesar dalam jarak tempuh guru ke sekolah bila terjadi penukaran penugasan. Pemrosesan menggunakan matrik ketetanggaan menghasilkan 5 nilai terbesar elemen matrik seperti ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Daftar 5 perubahan jarak terbesar

| No | No baris | No kolom | Nilai elemen | Keterangan |
|----|----------|----------|--------------|---|
| 1 | 73 | 20 | 11.66 | Penukaran penugasan Ely Tri Wulandari, S.Pd.T di SMK Negeri 4 dengan Dra. C. Endang Purwatiningsih di SMA Negeri 4 |
| 2 | 20 | 82 | 11.66 | Penukaran penugasan Dra. C. Endang Purwatiningsih di SMA Negeri 4 dengan Wuriyani Bakti Saputri, S.Pd di SMK Negeri 4 |
| 3 | 72 | 82 | 11.57 | Penukaran penugasan Pipit Febriani Puspitasari, S.S di SMA Negeri 4 dengan Wuriyani Bakti Saputri, S.Pd di SMK Negeri 4 |
| 4 | 72 | 73 | 11.57 | Penukaran penugasan Pipit Febriani Puspitasari, S.S di SMA Negeri 4 dengan Ely Tri Wulandari, S.Pd.T di SMK Negeri 4 |
| 5 | 77 | 47 | 10.37 | Penukaran penugasan Bayu Kurniawan, S.Pd di SMA Negeri 5 dengan Titi Dwi Kurniasih, S.Pd. di SMA Negeri 11 |

Dari hasil pada Tabel 2 dapat dilihat bahwa perubahan jarak tempuh yang terjadi kurang memiliki makna, rata-rata hanya berubah 11,4 km. Hal ini dikarenakan lokasi Sekolah Menengah Atas di wilayah Kota Yogyakarta cukup berdekatan bila dibandingkan dengan rata-rata tempat tinggal guru.

4. Simpulan

Dari pembahasan penelitian dapat diambil kesimpulan bahwa :

1. Pada penelitian ini telah dikembangkan sebuah kerangka kerja untuk melakukan efisiensi penugasan guru, meliputi : deteksi outlier dan pertukaran penugasan guru.
2. Matrik ketetangaan dapat dikonstruksi untuk membantu proses evaluasi pertukaran penugasan guru sehingga menghasilkan usulan pertukaran guru yang akan meningkatkan efisiensi.

Daftar Pustaka

1. Aggarwal, C.C. and Yu, P.S., 2010, Outlier Detection for High Dimensional Data, Proceedings of the 2010 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data (SIGMOD'10).
2. Bakar, Z.A., Mohamad, R., Ahmad, A., and Deris, M.M., 2006, A Comparative Study for Outlier Detection Techniques in Data Mining, IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems.
3. Benjamini, Y., 1988, Opening the box of the boxplot, American Statistician, 42(4), 257-262.
4. Bessai, K. And Charoy, F., 2016, Business process tasks-assignment and resource allocation in Crowdsourcing context, Proceedings of the 2016 IEEE 2nd International Conference on Collaboration and Internet Computing.
5. Cavallo, R. and Jain, S., 2012, Efficient Crowdsourcing Contests, Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2012), 4-8 June 2012, Valencia, Spain.
6. Chandola, V., Banerjee, A., dan Kumar, V., 2009, Anomaly Detection: A Survey, ACM Computing Surveys, Vol. 41, No. 3, Article 15, Publication date: July 2009.
7. Dovoedo, Y.H, 2011, Outlier detection for multivariate skew-normal data: a comparative study, Journal of Statistical Computation and Simulation, 83, 773-778.
8. Han, J. and Kamber, M., 2006, Data Mining : Concepts and Techniques , Morgan Kaufmann Publishers, Inc.
9. Karger, D.R., Oh, S., and Shah, D., 2013, Efficient Crowdsourcing for Multi-class Labeling, SIGMETRICS'13, June 17-21, 2013, Pittsburgh, PA, USA.
10. McGill, R., Tukey, J.W., Larsen, W.A., 1978, Variations of Box Plots, The American Statistician, vol.32, No.1, pp.12-16.
11. Menteri Pendidikan dan Kebudayaan RI, 2016, Surat Edaran No. 36186/MPK/KP/2016 tentang Pemerataan Penempatan Guru dan Tenaga Kependidikan.
12. Nata, G.N.M., 2013, Deteksi Outlier Transaksi Menggunakan Visualisasi-Olap Pada Data Warehouse Perguruan Tinggi Swasta, Journal of Applied Intelligent System, Vol. 1, No. 2, Juni 2016: 77-8.
13. Pemerintah Republik Indonesia, 2014, Undang-Undang Republik Indonesia No 23 Tahun 2014 tentang Pemerintah Daerah.
14. Rahman, M.A., 2016, A Framework to Support Massive Crowd: A smart City Perspective, Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW), 11-15 July 2016
15. Sadewo, 2013, Pemodelan inflasi Propinsi Riau menggunakan ARIMA dengan Deteksi Outlier dan model Intervensi, Working Paper, Researchgate.
16. Sincich, T., 1987, Statistics by Example, Dellen Publishing Company, Canada, USA.
17. Singh, K. and Upadhyaya, S., 2012, Outlier Detection: Applications And Techniques, IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol. 9, Issue 1, No 3, January 2012, ISSN (Online): 1694-0814, www.IJCSI.org
18. Tarable, A., Nordio, A., Leonardi, E., and Marsan, M.A., 2017, Information in Microtask-Based Crowd Work Systems, IEEE Transactions On Parallel And Distributed Systems, Vol. 28, No. 2, February 2017.
19. Trist, E. L., 1981, The evolution of socio-technical systems: A conceptual framework and an action research program, Occasional, Paper No 2.
20. Yan, X., Ding, X., and Gu, N., 2016 Crowd Work with or without Crowdsourcing Platforms, Proceedings of the 2016 IEEE 20 th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design.