

```
shapes.geometric, arrows
mygreenrgb0,0.6,0 mygrayrgb0.5,0.5,0.5 mymauvergb0.58,0,0.82
backgroundcolor=white, basicstyle=, breakatwhitespace=false, breaklines=true,
captionpos=b, commentstyle=mygreen, deletekeywords=..., escapeinside=%**),
extendedchars=true, firstnumber=1, frame=single, keepspaces=true, keywordstyle=blue,
morekeywords=*, ..., numbers=left, numbersep=5pt, numberstyle=mygray, rulecolor=black,
showspaces=false, showstringspaces=false, showtabs=false, stepnumber=2,
stringstyle=mymauve, tabsize=2,
```


**ANALISIS SISTEM PENASEHAT PEMBELAJARAN
OLEH GURU DALAM PEMBELAJARAN *PROBLEM POSING*
INTEGRASI KALIMAT CERITA ARITMATIKA
MENGGUNAKAN *SELF-ORGANIZING MAP-m-ARY TREE*
(SOM-m-aT)**



oleh

**Tibyani
187090300011001**

**Program Studi Doktor Matematika
BIDANG MINAT MATEMATIKA SAINS KOMPUTASI**

**Matematika
Malang
2025**

**ANALISIS SISTEM PENASEHAT PEMBELAJARAN
OLEH GURU DALAM PEMBELAJARAN *PROBLEM POSING*
INTEGRASI KALIMAT CERITA ARITMATIKA
MENGGUNAKAN *SELF-ORGANIZING MAP-m-ARY TREE*
(SOM-m-aT)**

DISERTASI

**Untuk Memenuhi Persyaratan
Memperoleh Gelar Doktor dalam Bidang Matematika**



oleh

**TIBYANI
187090300011001**

**PROGRAM STUDI DOKTOR MATEMATIKA
BIDANG MINAT MATEMATIKA SAINS KOMPUTASI**

**DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2025**

LEMBAR PERSETUJUAN

DISERTASI

**ANALISIS SISTEM PENASEHAT PEMBELAJARAN OLEH GURU DALAM
PEMBELAJARAN PROBLEM POSING INTEGRASI KALIMAT CERITA
ARITMATIKA MENGGUNAKAN SELF-ORGANIZING MAP-*m*-ARY TREE
(SOM-*m*-aT)**

oleh

Tibyani

187090300011001

Telah dipertahankan di depan Majelis Pengaji
pada tanggal 18 November 2021
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh
gelar Doktor dalam bidang Matematika

Menyetujui:

Promotor

Prof. Dr. Ir. Ni Wayan Surya Wardhani, MS

NIP.

Ko-promotor I

Ko-promotor II

Prof. Dr.Eng Pitoyo Hartono

NIP.196508121991031005

Syaiful Anam, S.Si, MT, Ph.D

NIP. 197801152002121003

Mengetahui:

Ketua Departemen Matematika

Ketua Program Studi

Doktor Matematika

Dr. Sa'adatul Fitri, S.Si., M.Sc

NIP. 198008142005012004

Prof. Dr. Isnani Darti, S.Si., M.Si.

NIP. 197312162002122001

IDENTITAS MAJELIS PENGUJI

Judul Disertasi	: ANALISIS SISTEM PENASEHAT PEMBELAJARAN OLEH GURU DALAM PEMBELAJARAN <i>PROBLEM POSING</i> INTEGRASI KALIMAT CERITA ARITMATIKA MENGGUNAKAN <i>SELF-ORGANIZING MAP-m-ARY TREE (SOM-m-aT)</i>
Nama Mahasiswa	: Tibyani
NIM	: 187090300011001
Program Studi	: Program Studi Doktor Matematika
Bidang Minat	: MATEMATIKA SAINS KOMPUTASI

KOMISI PROMOTOR

Promotor	: Prof. Dr. Ir. Ni Wayan Surya Wardhani, MS
Ko-promotor 1	: Prof. Dr. Eng Pitoyo Hartono
Ko-promotor 2	: Syaiful Anam, S.Si, MT, Ph.D

TIM PENGUJI

Penguji 1	: Prof. Ir. Wayan Firdaus Mahmudy, S.Si, M.T., Ph.D
Penguji 2	: Prof. Dr. Ir. Henny Pramoedyo, M.S.
Penguji 3	: Dra. Trisilowati, M.Sc., Ph.D.

Tanggal Ujian Kualifikasi	: 18 November 2021
Tanggal Seminar Proposal	: 10 Mei 2022
Tanggal Seminar Hasil	:
Tanggal Ujian Kelayakan	:
Tanggal Ujian Akhir	:

PERNYATAAN ORISINALITAS

Saya menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa sepanjang pengetahuan saya, di dalam naskah disertasi ini tidak terdapat karya ilmiah yang pernah diajukan oleh orang lain untuk memperoleh gelar akademik di suatu perguruan tinggi dan tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara tertulis dikutip dalam naskah ini dan disebutkan dalam sumber kutipan dan daftar pustaka.

Apabila ternyata di dalam naskah disertasi ini dapat dibuktikan terdapat unsur-unsur jiplakan, saya bersedia diproses sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku dan disertasi dibatalkan.

Malang, 27 Oktober 2025

Tibyani
NIM. 187090300011001

RIWAYAT HIDUP

Tibyani lahir di Jombang, Jawa Timur, pada tanggal 1 November 1969. Penulis merupakan anak ke 3 dari 5 bersaudara dari almarhum Bapak H. Ahmad Hambali dan almarhumah Ibu Hj. Kartini. Setelah menyelesaikan pendidikan di SDN Kepanjen II No. 2 Jombang Jawa Timur pada tahun 1983, SMP Muhammadiyah I Jombang Jawa Timur 1986 dan SMA Negeri 2 Jombang pada tahun 1989. Penulis melanjutkan kuliah di jurusan elektronika Electronics Engineering Polytechnics In Surabaya (EEPIS) Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), sekarang Politeknik Elektronika Negeri Surabaya (PENS) pada tahun 1989. Kemudian Penulis melanjutkan kuliah di Konsentrasi Teknik Telekomunikasi Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Brawijaya pada tahun 1990 dan lulus dengan predikat CUMLAUDE pada tahun 1994. Penulis melanjutkan S2 Teknik Telekomunikasi ITS pada tahun 1995-1999. Diterima sebagai Pegawai Negeri Sipil Universitas Brawijaya penempatan Jurusan Teknik Elektro UB pada 1 Desember 1995 sampai tahun 2011. Pada tahun 2003 penulis melanjutkan studi S2 di Universitas Gadjahmada Yogyakarta pada S2 Keminatan Sistem Komputer dan Informatika Jurusan Teknik Elektro Fakultas Pasca Sarjana UGM dan lulus tahun 2005. Tahun 2009-2016 Penulis menjadi Mahasiswa Program Doktor dan Peneliti di Bidang Information Field Graduate School of Information Production and System Waseda University Japan. Kemudian pada tahun 2011 ditugaskan sebagai pengajar di Fakultas Ilmu Komputer UB sampai sekarang. Pada tahun 2018 melanjutkan pada Program Studi Doktor Matematika Departemen Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Brawijaya dengan bidang minat Sains Komputasi.

Penulis	Judul Artikel	Prosiding/Jurnal	Indeks
Tibyani, T., Wardhani, N. W. S., Anam, S., and Hartono, P.	<i>Visualization of students' performance from digital learning media using Self-Organizing Map (SOM)</i>	AIP Conference Proceedings, Vol. 3132, 070005, 2024	Scopus Q4
Tibyani, T., Supianto, A. A., Wardhani, N. W. S., Anam, S., and Hartono, P.	<i>Learning-Advisory System Based on Students' Similarity</i>	<i>International Journal of Mathematics and Computer Science</i> , Vol. 20, No. 4, 2025 DOI: https://doi.org/10.69793/ijmcs/04.2025/	Scopus Q3
Tibyani, T., Fakhri, A. H. M., Masyfa, F. H., Anam, S., Wardhani, N. W. S., and Hartono, P.	<i>Elementary School Teacher's Perception Toward Learning Advisory System: A Case Study in Malang, Indonesia</i>	<i>The International Conference on Data Science, Mathematics, and Informatics (ICODMI)</i> , 2025	Submitted
Tibyani, T., Wardhani, N. W. S., Anam, S., and Hartono, P.	<i>Visualization of students' performance from digital learning media using Self-Organizing Map (SOM)</i>	AIP Conference Proceedings, Vol. 3132, 070005, 2024	Scopus Q4
Tibyani, T., Supianto, A. A., Wardhani, N. W. S., Anam, S., and Hartono, P.	<i>Learning-Advisory System Based on Students' Similarity</i>	<i>International Journal of Mathematics and Computer Science</i> , Vol. 20, No. 4, 2025 DOI: https://doi.org/10.69793/ijmcs/04.2025/	Scopus Q3
Tibyani, T., Fakhri, A. H. M., Masyfa, F. H., Anam, S., Wardhani, N. W. S., and Hartono, P.	<i>Elementary School Teacher's Perception Toward Learning Advisory System: A Case Study in Malang, Indonesia</i>	<i>The International Conference on Data Science, Mathematics, and Informatics (ICODMI)</i> , 2025	Submitted

RINGKASAN

Tibyani, Program Studi Doktor Matematika, bidang minat Sains Komputasi, FMIPA Universitas Brawijaya, Analisis Sistem Penasehat Pembelajaran oleh Guru dalam Problem Posing melalui Integrasi Kalimat Cerita Aritmatika menggunakan *Self-Organizing Map-m-Ary Tree* (SOM-m-aT). Promotor: Prof. Dr. Ir. Ni Wayan Surya Wardhani, MS, Ko-Promotor I: Prof. Dr.Eng. Pitoyo Hartono, B.Eng., M.Eng., dan Ko-Promotor II: Syaiful Anam, S.Si, MT, Ph.D. Dalam pendidikan dasar di Indonesia terdapat ketimpangan antara jumlah siswa dan guru sedangkan kemampuan siswa sangat beragam. Banyak negara berkembang menghadapi ketidakseimbangan dalam rasio murid-guru. Sebagai contoh, pada tahun 2018, di antara negara-negara *Association South of Asia Nations* (ASEAN), rasio untuk Filipina adalah 36, Thailand adalah 24, dan rasio untuk Indonesia adalah 15. Di antara keenam negara tersebut, Brunei Darussalam memiliki jumlah murid per guru terendah, yaitu 8 orang, Malaysia 11 orang, dan Singapura 11,6 orang. Rasio murid-guru di Indonesia harus lebih seimbang. Ketidakseimbangan rasio guru-murid dapat menimbulkan beberapa dampak yang signifikan: penurunan kualitas pengajaran, penurunan prestasi akademik, kesulitan manajemen kelas, stres dan kejemuhan guru, kurangnya kesempatan berpartisipasi, dan kesenjangan pendidikan. Di sini perlu adanya satu sistem untuk membantu guru dalam proses pendidikan. Pada penelitian ini dibangun *Learning-advisory system* (LAS) untuk membantu guru membantu memberi saran untuk memperbaiki cara belajar siswa, terutama yang berkinerja rendah. Sistem ini dibuat untuk dapat dipakai oleh guru tanpa perlu pengetahuan tentang data science, karena itu harus intuitif. Sistem penasehat guru yang dibangun menggunakan data mining metode *Self-Organizing Map-m-Ary Tree* (SOM-m-aT) yang digunakan sebagai dasar bagi fasilitator pendidikan untuk mengidentifikasi siswa yang memiliki pola yang sama dalam belajar. Siswa yang awalnya memiliki kesamaan pola dalam belajar dan bertahan dengan kesulitan mereka untuk menyelesaikan pekerjaannya dalam menyusun soal cerita aritmatika dapat belajar dari siswa yang berhasil keluar dari tersebut kesulitan. Oleh karena itu, siswa tidak perlu benar-benar berubah strategi belajar mereka, tetapi dapat didekati dengan menggunakan strategi siswa yang telah berhasil keluar dari kesulitan selama proses pembelajaran. Tujuan penelitian ini untuk mengembangkan sebuah metode LAS yang dapat digunakan untuk menganalisis Sistem penasehat pembelajaran guru dalam problem posing melalui integrasi kalimat cerita aritmatika. Metode SOM-m-aT digunakan sebagai pijakan pengembangan dengan beberapa pertimbangan, di antaranya adalah fungsi utama SOM untuk mereduksi dimensi data dari log data Monsakun, meng-ekstrak informasi yang

esensial dari data yang berasal dari log data Monsakun. Reduksi dengan menggunakan SOM struktur topologi di dimensi tinggi yang sukar dianalisis akan direduksi ke ruang dimensi rendah tapi tetap dengan menjaga struktur topologi data. Sehingga didapat keunggulan SOM selesai sampai di sini. Tidak ada cara baku menganalisis struktur yang terjadi selain dengan visualisasi. Karena itu perlu metode seperti graf analisis yang salah satunya menggunakan *m-Array Tree* (m-AT). Sehingga dalam penelitian ini diperlukan pengembangan algoritme SOM-m-AT yang akan menghasilkan visualisasi, sistem penasehat guru dan analisis data pendidikan Monsakun yang lebih efektif. Kontribusi yang diharapkan dari penelitian ini adalah metode yang dikembangkan dapat digunakan secara nyata dalam analisis sistem penasehat oleh guru serta menjadi alternatif pengembangan metode yang lebih baik di masa yang akan datang.

SUMMARY

Tibyani, Doctoral Program in Mathematics, with a focus on Computational Science, FMIPA Universitas Brawijaya, Analysis of Teacher Learning Advisor Systems in Problem Posing through the Integration of Arithmetic Story Sentences using Self-Organizing Map-m-Ary Tree (SOM-m-aT). Promoter: Prof. Dr. Ir. Ni Wayan Surya Wardhani, MS, Co-Promoter I: Prof. Dr.Eng. Pitoyo Hartono, B.Eng., M.Eng., and Co-Promoter II: Syaiful Anam, S.Si, MT, Ph.D. In basic education in Indonesia, there is an imbalance between the number of students and teachers, while the students' abilities are very diverse. Many developing countries face an imbalance in the student-teacher ratio. For example, in 2018, among the Association of Southeast Asian Nations (ASEAN) countries, the ratio for the Philippines was 36, Thailand was 24, and the ratio for Indonesia was 15. Among the six countries, Brunei Darussalam had the lowest student-teacher ratio, with 8 students per teacher, Malaysia 11 students, and Singapore 11.6 students. The student-teacher ratio in Indonesia needs to be more balanced. The imbalance in the student-teacher ratio can lead to several significant impacts: a decline in teaching quality, a decrease in academic achievement, difficulties in classroom management, teacher stress and burnout, lack of participation opportunities, and educational disparities. Here, there is a need for a system to assist teachers in the educational process. In this research, a Learning-advisory system (LAS) was developed to assist teachers in providing suggestions to improve students' learning methods, especially those with low performance. This system is designed to be used by teachers without the need for knowledge of data science, so it must be intuitive. The teacher advisory system built uses the data mining method Self-Organizing Map-m-Ary Tree (SOM-m-aT) as a basis for educational facilitators to identify students who have similar learning patterns. Students who initially share similar learning patterns and struggle with their difficulties in completing their tasks in solving arithmetic word problems can learn from students who have successfully overcome those difficulties. Therefore, students do not need to completely change their learning strategies, but can approach it by using the strategies of students who have successfully overcome difficulties during the learning process. The aim of this research is to develop a LAS method that can be used to analyze the teacher's learning advisory system in problem posing through the integration of arithmetic story sentences. The SOM-m-aT method is used as a development foundation with several considerations, including the main function of SOM to reduce the data dimensions from the Monsakun data log, extracting essential information from the data originating from the Monsakun data log. Reduction using SOM, which has a topological structure in high dimensions that is difficult to analyze, will be reduced to a low-dimensional space while still maintaining the data's topological structure. Thus, the advantages of SOM are achieved up to this point. There is no standard way to

analyze the occurring structure other than through visualization. Therefore, a method such as graph analysis is needed, one of which uses the m-Array Tree (m-AT). Thus, in this research, the development of the SOM-m-AT algorithm is required, which will produce more effective visualization, teacher advisory systems, and Monsakun educational data analysis. The expected contribution of this research is that the developed method can be practically used in the analysis of advisory systems by teachers and serve as an alternative for the development of better methods in the future.

PRAKATA

Segalah puji syukur penulis panjatkan kepada Allah, SWT atas semua rahmat dan nikmat yang telah diberikan sehingga penulis bisa menyelesaikan laporan hasil seminar disertasi dengan judul “Analisis Sistem Penasehat Pembelajaran oleh Guru dalam Problem Posing melalui Integrasi Kalimat Cerita Aritmatika menggunakan *Self-Organizing Map-m-Ary Tree (SOM-m-aT)*”. Penulis mengucapkan terima kasih tak terhingga kepada semua pihak yang telah memberikan masukan, arahan dan bantuannya sehingga disertasi ini bisa terselesaikan, khususnya ucapan terima kasih kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Ir. Ni Wayan Surya Wardhani, MS selaku promotor, Bapak Prof. Dr.Eng. Pitoyo Hartono, B.Eng., M.Eng. selaku Ko-promotor I, Bapak Syaiful Anam, S.Si., M.T., Ph.D selaku Ko-promotor II yang telah meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan, saran, dan motivasi kepada penulis selama penggerjaan dan penyusunan laporan hasil disertasi ini.
2. Ibu Dr. Suci Astutik, S.Si, M.Si selaku Dosen Pengaji 1, Ibu Dr. Lailil Muflikhah, S.Kom., M.Sc selaku Dosen Pengaji 2 dan Prof. Dr.techn. Drs. Mohammad Isa Irawan, M.T selaku Dosen Pengaji 3, yang telah memberikan kritik dan saran selama penggerjaan dan penyusunan laporan hasil disertasi ini.
3. Ibu Dr. Sa'adatul Fitri, S.Si., M.Sc. selaku Ketua Departemen Matematika dan Ibu Prof. Dr. Isnani Darti, S.Si, M.Si selaku Ketua Program Studi Doktor Matematika Departemen Matematika FMIPA Universitas Brawijaya.
4. Bapak dan Ibu Dosen Departemen Matematika FMIPA Universitas Brawijaya yang telah memberikan ilmu kepada penulis, serta seluruh staf dan karyawan TU Departemen Matematika atas segala bantuannya.
5. Adinda Siti Sendari istri tercinta yang selalu memberi semangat, perhatian dan doanya, putri putra tersayang Shafiyah Maratush Sholihah dan Muhammad Naufal Aaqil serta ibu mertua Sri Winarti yang selalu ikut mendo'akan.
6. ambang Purwanto, S.ST., Suratman Hadi Nopianto, A.Md., Muh.Mahfut, S.Sos., dan Bada' Amru Al Muhtadin selaku staf pegawai di PENS serta Dr. Zainal Arief, Prof. Indra Adji Sulistiyo, Ronny Susetyoko, S.Si,M.Si., Ir. Anang Budikarso,MT., Ir. Elly Purwantini, M.Kom., Budi Nuriman, S.Si, M.Kom dan Dr. Firman Arifin selaku dosen PENS yang telah memberikan semangat, dukungan dan do'anya.

Penulis menyadari dalam penyusunan laporan naskah disertasi ini masih ada kekurangannya sehingga sangat dibutuhkan saran dan kritik untuk penyempurnaan laporan agar lebih baik. Penulis meminta maaf kepada semua pihak jika ada kesalahan kata dan khilaf selama pembuatan laporan disertasi ini.

Malang, 28 Oktober 2025

Tibyani NIM. 187090300011001

DAFTAR ISI

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR TABEL

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Matematika sebagai salah satu pelajaran pokok pada satuan pendidikan memegang peranan yang sangat penting dalam kelangsungan pendidikan siswa, karena matematika merupakan metode berfikir logis, kritis, kreatif, keteraturan, seni, dan bahasa yang tidak hanya membantu penelitian di bidang ilmu dan teknologi tetapi juga untuk pembentukan keuletan, kepribadian dan karakter siswa. Dalam konteks ini maka setiap jenjang pendidikan, matematika menjadi salah satu mata pelajaran pokok yang wajib diikuti dan dipelajari oleh setiap siswa sekolah dasar ?.

Mengingat akan manfaat matematika tersebut, maka siswa pada tingkat pendidikan dasar dan menengah dituntut untuk menguasai matematika dengan baik. Untuk itu, diperlukan usaha tertentu untuk mempelajari dan menguasai matematika dalam segala bentuk kegiatan belajar. Dalam hal ini peranan guru sangatlah penting terutama dalam proses pembelajaran. Guru sebagai tenaga pengajar yang secara langsung melaksanakan proses pendidikan, maka guru harus dapat memotivasi siswa untuk berpartisipasi aktif dalam proses pembelajaran. Untuk menanamkan pemahaman akan konsep matematika diperlukan suatu pendekatan pembelajaran yang tepat dalam menyampaikannya kepada siswa. Dalam proses pembelajaran penggunaan pendekatan yang tepat merupakan faktor yang utama dan sangat berpengaruh terhadap peningkatan hasil belajar siswa. Proses pembelajaran matematika yang bermakna hanya akan terjadi jika proses belajar matematika di kelas berhasil membelaarkan siswa, baik dalam berpikir maupun dalam bersikap. Karena belajar bukan hanya menyerap informasi secara pasif, melainkan aktif menciptakan pengetahuan dan keterampilan. Salah satu alternatif belajar yang dapat digunakan oleh guru untuk mengatasi kepasifan siswa pasif adalah dengan menggunakan pendekatan problem posing yang merupakan perumusan masalah matematika oleh siswa dari situasi yang tersedia. Menurut asosiasi guru-guru matematika di Amerika Serikat, yaitu *National Council of Teachers of Mathematics* (NCTM), *problem posing* (membuat soal cerita matematika) merupakan "*The Heart of Doing Mathematics*", yaitu inti dari matematika. Oleh karena itu, NCTM merekomendasikan agar para siswa diberi kesempatan yang sebesar-besarnya untuk mengalami membuat soal sendiri. Dengan pengajaran problem posing ini dapat memberi rangsangan belajar yang lebih terarah bagi siswa dalam meningkatkan hasil belajar matematikanya. Untuk mempelajari secara empiris apakah pengajaran dengan menggunakan pendekatan problem posing dapat efektif meningkatkan hasil belajar

matematika siswa, diadakan suatu penelitian mengenai penggunaan pendekatan *problem posing* dalam pembelajaran matematika?.

Pendidikan merupakan proses yang diperlukan individu untuk mengembangkan potensi diri dan memiliki tujuan tertentu yang diarahkan untuk mendapatkan kesempurnaan dan keseimbangan dalam individu maupun masyarakat ?. Dalam pendidikan, siswa diajarkan bagaimana menyelesaikan suatu masalah. Masalah dipahami dengan memahami akan apa yang ditanyakan dan apa yang sudah diketahui. Sedangkan perencanaan dari penyelesaian dari suatu masalah ditunjukkan dengan mengorganisirkan informasi dan data yang ada menggunakan strategi-strategi untuk menemukan kemungkinan penyelesaian ?. Oleh karena itu dalam menyelesaikan suatu masalah, setiap siswa memiliki cara dan proses berpikir yang berbeda, Sehingga perlu untuk mengetahui proses berpikir masing-masing siswa. Untuk mengetahui cara berpikir siswa dapat dilakukan dengan pengamatan aktivitas mereka dalam belajar.

Salah satu aktivitas belajar siswa sekolah dasar adalah membuat soal latihan cerita matematika melalui media pembelajaran. Media pembelajaran yang digunakan dalam penelitian adalah Monsakun. Monsakun merupakan sebuah media pembelajaran digital interaktif yang menerapkan permasalahan aritmatika melalui integrasi kalimat-kalimat soal cerita matematika sederhana ?. Dari hasil pembelajaran dengan Monsakun tersebut menghasilkan dataset berupa Log data yang berisikan setiap langkah proses berpikir siswa dalam menyelesaikan tugas-tugas selama belajar interaktif dengan Monsakun tersebut. Dalam proses penggunaan Monsakun, setiap siswa mendapatkan soal yang sama. Strategi-strategi yang dilakukan untuk mendapatkan kemungkinan penyelesaian soal menjadi pembeda dari masing-masing siswa. Perbedaan strategi yang dilakukan siswa untuk menyelesaikan soal dalam Monsakun timbul dari cara dan proses berpikir siswa yang berbeda. *Clustering* kemiripan cara berpikir siswa dapat dilakukan berdasarkan data jejak aktivitas yang dilakukan siswa dalam menyelesaikan soal tersebut. Cara yang dapat dilakukan untuk melakukan pengelompokan kemiripan cara berpikir siswa adalah dengan menggunakan teknik *Clustering*, melakukan *Clustering* yang digunakan seharusnya dapat memetakan secara visual struktur kompleks dari data. Hal ini dikarenakan pemetaan visual merupakan salah satu cara analisis yang paling efisien untuk membantu menemukan pola maupun informasi dari data ?. Agar dapat melakukan visualisasi dari data berdimensi tinggi diperlukan algoritme untuk melakukan pengurangan dimensi data menjadi data berdimensi rendah, dimensi tujuan visualisasi yang umum digunakan adalah 2 dimensi dan 3 dimensi.

Terdapat banyak algoritme yang dapat digunakan untuk melakukan pengurangan dimensi data, salah satu algoritme paling awal untuk pengurangan dimensi adalah *Principal Component Analysis* (PCA). PCA adalah algoritme yang melakukan pengurangan dimensi dari data, pengurangan ini dilakukan dengan melakukan identifikasi

arah (*Principal Components*), PCA memiliki kekurangan yaitu selalu mencari nilai linear principal components dari data, sedangkan pada beberapa data nonlinear PCA tidak melakukan akses pada informasi yang tertanam pada data. Algoritme pengurangan dimensi konvensional lainnya adalah *Linear Discriminant Analysis* (LDA).

Seperti halnya PCA, LDA juga merupakan transformasi ortogonal dari dimensi tinggi ke dimensi rendah yang dibatasi secara linier. Perbedaannya terletak pada pengaksesan informasi kategorikal dari data, sehingga pada LDA, data poin yang dikategorikan sama akan dipetakan berdekatan ?. Berbeda dengan PCA dan LDA yang melakukan representasi data melalui kombinasi linear dari data, *Self-Organizing Map* (SOM) tidak terikat oleh linearitas dari data (non-linear). SOM merupakan salah satu algoritme yang sering digunakan untuk melakukan pemetaan data. Melalui SOM melakukan pengurangan dimensi dari dimensi tinggi ke dimensi rendah dengan tetap mempertahankan karakteristik topologi data.

Teknik *Clustering* dilakukan untuk membentuk kelompok berdasarkan kemiripan data jejak aktivitas siswa. Salah satu algoritma yang dapat melakukan Clustering adalah *Self Organizing Map* (SOM). Penelitian sebelumnya tentang SOM pernah dilakukan oleh Wiji Lestari membuktikan bahwa Kelompok yang dihasilkan dengan menggunakan metode SOM mampu memetakan kecerdasan majemuk mahasiswa berdasarkan kemiripan kecerdasan majemuknya ?. Pada pengujian penelitian tersebut, peneliti mengungkapkan bahwa hasil penelitiannya memberikan hasil output yang tetap dan mantap akan tetapi tidak menyajikan nilai hasil evaluasi dari pengujian. Fungsi utama SOM untuk mereduksi dimensi data, artinya mirip PCA yang meng-ekstrak informasi yang esensial dari data. SOM satu bentuk dari vector quantization. Reduksi dengan menggunakan SOM struktur topologi di dimensi tinggi yang sukar dianalisis akan direduksi ke ruang dimensi rendah tapi tetap dengan menjaga struktur topologi data. Sehingga didapat keunggulan SOM selesai sampai di sini. Tidak ada cara baku menganalisis struktur yang terjadi selain dengan visualisasi. karena itu perlu metode seperti graf analisis yang salah satunya menggunakan *m-Array Tree* (m-AT). Sehingga diperlukan pengembangan algoritme SOM-m-AT yang akan menghasilkan *Clustering*, visualisasi, sistem penasehat guru dan analisis log data Monsakun yang lebih efektif.

Permasalahan belajar berupa kesulitan siswa sekolah dasar dalam menyusun soal cerita matematika, perlu rekomendasi berdasarkan pengalaman siswa sekolah dasar di Jepang dalam menggunakan media pembelajaran digital interaktif Monsakun Hal ini mendorong penulis mengusulkan penelitian pengembangan algoritma SOM-m-aT dengan menggunakan log data aktivitas siswa dari mengerjakan soal cerita aritmatika dalam media pembelajaran interaktif Monsakun untuk membentuk kelompok siswa dan sistem penasehat pembelajaran guru dalam problem posing melalui integrasi kalimat cerita Aritmatika. *Novelty* dalam penelitian ini adalah implementasi algoritma

SOM-m-aT dalam *Clustering* dan sistem penasehat pembelajaran guru. Pengujian kualitas Kelompok yang terbentuk dengan menggunakan metode *Silhoutte Coeffisient* dan *Davies-Bouldin Index*, sehingga *Clustering* siswa dan nasehat dari guru berdasarkan cara berpikirnya di masa yang akan datang dapat membantu perkembangan di bidang pendidikan karena siswa terkelompok berdasarkan kemiripan cara berpikir atas nasehat guru, sehingga proses pembelajaran akan menjadi lebih efektif.

Teknik *Clustering* sebagai alat untuk menganalisis perilaku siswa dalam pembelajaran, berpotensi di masa depan. Analisisnya bisa berupa digunakan sebagai dasar bagi fasilitator pendidikan untuk mengidentifikasi siswa yang memiliki pola yang sama dalam belajar. Siswa yang awalnya memiliki kesamaan pola dalam belajar dan bertahan dengan kesulitan mereka untuk menyelesaikannya tugas dapat belajar dari siswa yang berhasil keluar dari tersebut kesulitan. Oleh karena itu, siswa tidak perlu benar-benar berubah strategi belajar mereka, tetapi dapat didekati dengan menggunakan strategi siswa yang telah berhasil keluar dari kesulitan selama proses pembelajaran.

Pada era modern saat ini marak dikembangkan media pembelajaran digital sebagai alat bantu dalam menunjang proses pembelajaran ?. Monsakun merupakan salah satu media pembelajaran digital yang menggunakan Tablet-PC sebagai medianya dan merupakan media pembelajaran berbasis aritmatika dengan konsep problem posing yang digunakan di Sekolah Dasar Jepang ?. Monsakun mampu merekam kegiatan pengguna yang terjadi didalamnya melalui log data. Hal ini membuat sebuah proses menilai dan mengajar dapat dilakukan dengan sendirinya atau otomatis ?. Tentu saja adanya Monsakun dapat menjadi salah satu cara bagi guru untuk mengetahui bagaimana performa dari siswanya. Log data tersebut dapat diolah untuk berbagai kepentingan, seperti mengevaluasi proses belajar dari pengguna media pembelajaran itu sendiri. Evaluasi terhadap tingkah laku siswa saat menggunakan suatu media pembelajaran digital dapat membantu memetakan performa siswa dalam belajar. Melalui data tersebut, nantinya peranan dari media pembelajaran pun dapat terlihat. Pengolahan data terkait permasalahan tersebut dapat dilakukan dengan melakukan *Clustering* atau pemetaan.

Sebelumnya, sebuah penelitian telah melakukan pengolahan pada log data yang dihasilkan oleh Monsakun untuk mengidentifikasi performa belajar siswa. Dalam penelitian ini, analisis dilakukan secara manual dengan mengambil kesimpulan melalui visualisasi dan persepsi peneliti. Siswa dipetakan menjadi empat kelompok berdasarkan pola siswa dalam menyelesaikan permasalahan dalam Monsakun. Hasil pemetaan dapat mengatakan bahwa siswa di setiap kelompok membutuhkan perlakuan yang berbeda-beda ?. Penelitian ini membuktikan bahwa pemetaan penting dilakukan untuk mendapatkan umpan balik yang tepat sebagai dasar melakukan evaluasi. SOM merupakan algoritme yang cukup baik untuk melakukan proses *Clustering* sekali-

gus memvisualisasikan hasilnya, SOM seringkali menimbulkan ambiguitas mengenai batasan-batasan dari Kelompok yang dihasilkannya. Hal ini dibahas dalam penelitian yang dilakukan oleh ?, tentang *Clustering* kualitas air tanah di Seoul, Korea Selatan. (SOM) tidak terikat oleh linearitas dari data (nonlinear). SOM merupakan salah satu algoritme yang paling sering digunakan untuk melakukan visualisasi yang merupakan salah satu cara analisis yang paling efisien untuk membantu menemukan pola maupun informasi dari data ?. SOM melakukan pengurangan dimensi dari dimensi tinggi ke dimensi rendah dengan tetap mempertahankan karakteristik topologi.

Sebelumnya penelitian untuk melakukan *Clustering* pelajar menggunakan metode *Self-Organizing Maps* yang dilakukan oleh ? dengan data dari UTM Moodle *E-Learning*. ? juga telah melakukan kelompok pelajar berdasarkan aktivitas belajar mereka dengan menggunakan metode *Self-Organizing Maps* menggunakan data dari Universitas Teknologi Malaysia Moodle LMS selama satu semester. Algoritme *Self-Organizing Maps* yang digunakan pada kedua penelitian tersebut merupakan algoritme SOM klasik yang memiliki struktur neuron yang tetap dan didefinisikan pada awal algoritme. Pada kasus dengan data set yang karakteristiknya tidak diketahui dengan baik akan sulit untuk menentukan struktur yang tepat untuk mendapatkan hasil yang diinginkan.

Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan percobaan melakukan *Clustering* menggunakan algoritme *Self-Organizing Maps* dengan m-ary-Tree. Pada *SOM-m-ary-Tree*, fungsi graf adalah untuk menganalisis hasil *Clustering* siswa dan umpan balik pada guru secara kuantitatif. Metode ini diharapkan dapat melakukan :

1. Proses *Clustering* cara belajar siswa berdasarkan cara berfikir siswa dari tugas tugas yang telah dikerjakan dalam Media Pembelajaran Digital MONSAKU. Menurut ? cara menilai kepahaman harus memenuhi 5 Kriteria : *Calculation, Formula, Sentence Structure, Story Type* dan *Object*. *Clustering* dimulai dari siswa yang terjelek sampai yang terbaik.
2. Analisis kemiripan cara berfikir siswa yang terjelek dan terbaik dari siswa siswa yang terdekat dengan keduanya. Hal ini sangat bermanfaat sebagai umpan balik bagi guru dalam memberikan perlakuan yang cocok bagi siswa yang terjelek tanpa merombak total cara belajarnya yaitu dengan memberi perlakuan kemiripan seperti siswa yang terdekat dengan siswa tersebut.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah diuraikan sebelumnya, dirumuskan permasalahan sebagai berikut :

1. Bagaimana analisis pengaruh nilai parameter-parameter SOM-m-AT seperti Sigma, jumlah epoch, dan lain-lain terhadap kualitas Kelompok yang terbentuk

untuk *Clustering* cara berfikir siswa?

2. Bagaimana analisis perbandingan hasil evaluasi metode SOM-m-AT dan SOM untuk *Clustering* cara berfikir siswa (evaluasi *Quantization Error* (QE) dan *Topographic Error* (TE))?
3. Bagaimana analisis hasil dari penerapan algoritma SOM-m-AT pada *Clustering* siswa berdasarkan data aktivitas belajar?
4. Bagaimana analisis *similarity* penerapan algoritma SOM-m-AT untuk umpan balik ke guru dan siswa yang berupa sistem penasehat pembelajaran guru?
5. Bagaimana persepsi guru Sekolah Dasar di Indonesia tentang sistem penasehat pembelajaran berdasarkan kemiripan siswa

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian yang dilakukan adalah sebagai berikut:

1. Untuk menganalisis karakteristik dari kelompok-kelompok yang diperoleh melalui proses *Clustering* guna mengelompokkan performa belajar siswa dalam penggunaan media pembelajaran digital Monsakun.
2. Untuk menganalisis pengaruh nilai *Spread Factor*, *Sigma*, dan jumlah *epoch* terhadap kualitas kelompok yang terbentuk untuk *Clustering* cara berfikir siswa.
3. Menganalisis perbandingan hasil evaluasi metode SOM dan SOM-m-AT untuk *Clustering* cara berfikir siswa yang menggunakan Monsakun.
4. Menganalisis hasil analisis dari penggunaan kombinasi SOM-m-AT untuk *Clustering* perfoma belajar siswa yang menggunakan Monsakun.
5. Analisis hasil dari pengembangan algoritma SOM-m-AT untuk umpan balik ke guru dan siswa yang berupa sistem penasehat pembelajaran guru di Indonesia?

1.4 Batasan Masalah

Batasan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Data yang digunakan berupa aktivitas siswa dalam mengerjakan soal yang berbasal dari pembelajaran interaktif Monsakun pada tahun 2014.
2. Dataset yang digunakan adalah log data Monsakun siswa sekolah dasar di Jepang.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 *Clustering* Siswa

Clustering atau pengelompokan merupakan salah satu jenis informasi yang diperoleh dari data mining selain *associations*, *sequences*, *classification* dan *forecasting*. Salah satu bidang terpenting yang berfokus pada pemahaman sifat-sifat kumpulan data dan juga pada proses analitis penemuan pengetahuan dalam basis data (KDD), atau pemahaman pengetahuan dalam basis data, adalah penambangan data. Data mining diterapkan pada kumpulan data yang sangat besar menggunakan algoritma terawasi dan tidak terawasi. Data mining memungkinkan analisis data atau informasi dalam jumlah besar untuk mengidentifikasi pola dan menggunakan pola tersebut dalam memprediksi periode studi di masa depan. Salah satu teknik data mining untuk mengklasifikasikan sekelompok item ke dalam kelompok sasaran adalah klasifikasi (?).

Menurut (?), *Clustering* siswa berdasarkan kesamaan kemampuan memiliki beberapa nilai positif diantaranya: meningkatkan kemampuan akademis siswa, membantu guru lebih mudah dalam mengajar, mempermudah guru dalam memberikan motivasi kepada siswa berprestasi dan kurang berprestasi dalam akademisnya, siswa berprestasi akademik rendah akan merasa lebih nyaman dengan teman-teman yang memiliki kemampuan sama, membantu guru dalam pemberian metode pengajaran yang sesuai dengan kemampuan kelompok siswa serta dapat mengoptimalkan waktu. Selain itu menurut, adanya *Clustering* kemampuan dari segi akademis terhadap siswa memiliki manfaat yaitu kebutuhan Pendidikan siswa terpenuhi, meningkatnya hasil yang diraih siswa, tercapainya keinginan orangtua yang mana anaknya ingin digabungkan dengan siswa dengan kemampuan akademis yang sama, dan *Clustering* ini dapat memaksimalkan sarana pembelajaran. Namun, terdapat kekurangan terhadap *Clustering* siswa berdasarkan kemampuan yakni: harapan guru terhadap kesamaan prestasi siswa menurun, akan selalu ada stigma negatif terhadap kelas rendah, susahnya mengatur jam pelajaran di sekolah, dan tidak jarang permasalahan prilaku timbul di kelompok siswa kelas rendah serta dikarenakan Teknik *Clustering* siswa masih dilakukan dengan cara manual, sebagian orangtua merasa takut dan cemas jika terdapat kekeliruan dalam *Clustering* anak mereka oleh guru.

Teknik *Clustering* data dengan cara mengelompokan data yang mirip satu sama lain dan berbeda dengan kelompok lain (?). *Clustering* mengumpulkan data yang tidak berlabel membentuk kelompok dengan karakter data yang mirip. Dalam kajian

kepustakaan yang dilakukan, peneliti menemukan tiga metode yang dapat melakukan *Clustering* yaitu *Clustering Fuzzy C-Means* (FCM), *K-Means*, dan SOM.

K-Means merupakan algoritma yang dapat mengolah data dalam jumlah yang besar dengan efektif. Namun, terdapat kelemahan dalam *K-Means* yaitu menentukan titik awal centroid (?). Untuk menangani permasalahan tersebut, banyak peneliti yang menggabungkan metode *K-Means* dengan *Self Organizing Map* (SOM). Dalam penelitian tentang gabungan dari metode SOM dan *K-Means*, SOM berfungsi untuk menentukan titik awal centroid, kemudian *K-Means* berfungsi untuk menentukan hasil akhir *Clustering*.

Kemudian teknik *Clustering* selanjutnya adalah SOM. SOM digunakan untuk mengelompokan data berdasarkan karakteristik/fitur-fitur data (?). SOM menggunakan metode pembelajaran unsupervised yang proses pelatihannya tidak memerlukan pengawasan. Dalam SOM klasik terdapat perbaruan bobot yang dilakukan setelah data masuk.

Terdapat pengembangan SOM klasik yang bersifat statis yaitu *Batch Learning Self Organizing Map* (BLSOM). Dalam BLSOM perbaruan bobot dilakukan di akhir dalam satu epoch sehingga proses pembelajaran SOM menjadi lebih cepat (?). SOM dan BLSOM merupakan varian som yang bersifat statis, yang berarti jumlah neuron output diinisialisasi pada awal pelatihan dan jumlah neuron output akan sama pada akhir pelatihan.

Penentuan jumlah neuron yang lebih tepat dalam AMSOM tidak penting, karena jumlah neuron akan disesuaikan selama proses pelatihan (?). Selanjutnya GSOM, GSOM memberikan struktur yang fleksibel dalam pembentukan map, pada awal pelatihan map berukuran kecil dan di akhir pelatihan ukuran map membesar sesuai dengan penambahan neuron (?).

Penambangan atau eksplorasi data adalah bagian dari area penelitian terbaru yang lebih luas dalam Kecerdasan Buatan dan Pemrosesan dan Manajemen Informasi atau dikenal sebagai *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Tujuannya untuk mengidentifikasi informasi atau pengetahuan baru dari database di mana dimensi atau jumlah data sangat besar sehingga melampaui pemahaman manusia. MST digunakan untuk menganalisis basis data transformator daya dari satu dari penyedia energi listrik di Jepang. Evaluasi kelompok dihasilkan oleh SOM biasanya dilakukan oleh mata manusia. Karena sifatnya kualitatif alam, evaluator dapat melebih-lebihkan atau meremehkan jumlah kelompok yang terbentuk di peta. Dengan pendekatan ini, tepat jumlah kelompok yang dihasilkan oleh peta tidak dapat dikonfirmasi karena salah tafsir dari ekspresi tingkat abu-abu (?).

Penelitian tentang teknik visualisasi menggunakan SOM dan MST. Metode ini dapat mengungkapkan kelompok barang serupa, berdasarkan graf yang dibangun baik dari data input, atau node SOM. Evaluasi visualisasi, dan membandingkannya

dengan metode graf kerapatan, dan menemukannya untuk mengungkapkan informasi serupa. Visualisasi tidak bergantung pada parameter pengguna tertentu, yang bermanfaat bagi pengguna pemula. Metode operasi pada simpul SOM umumnya memiliki waktu komputasi yang lebih rendah daripada metode graf kepadatan, karena jumlah node dalam SOM umumnya besarnya lebih kecil dari jumlah sampel data (?).

Penelitian terdahulu tentang SOM-MST dan bukan dalam bidang pendidikan serta dataset yang digunakan bukan merupakan log data, sehingga penulis mengusulkan penelitian *SOM-m-ary-Tree* dalam bidang pendidikan menggunakan log data aktivitas siswa dalam media pembelajaran Monsakun.

2.2 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan adalah sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik kinerja tertentu yang sama dengan jaringan saraf biologis. Jaringan saraf tiruan telah dikembangkan sebagai generalisasi model matematika dari kognisi manusia atau biologi saraf, berdasarkan pada asumsi bahwa:

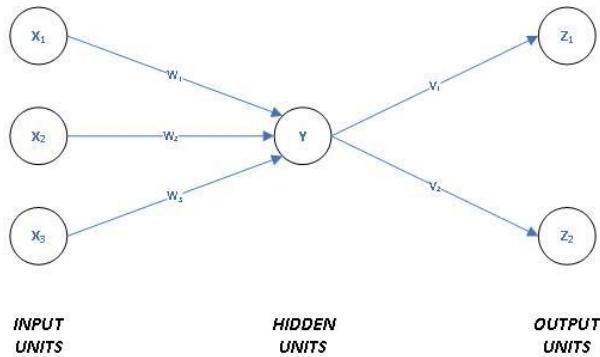
1. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana yang disebut *neuron*.
2. Sinyal dilewatkan di antara neuron melalui tautan koneksi.
3. Setiap tautan koneksi memiliki bobot terkait, yang, dalam jaringan saraf tipikal, mengalikan sinyal yang ditransmisikan.
4. Setiap *neuron* menerapkan fungsi aktivasi ke *input* netto (jumlah sinyal input tertimbang) untuk menentukan sinyal *output*-nya.

Jaringan saraf ditandai (1) pola koneksi antara *neuron* (disebut arsitekturnya), (2) metode penentuan bobot pada koneksi (disebut pelatihan, atau pembelajaran, algoritme), dan (3) fungsi aktivasi.

Karena apa yang membedakan jaringan saraf (buatan) dari pendekatan lain dalam pemrosesan informasi memberikan pengantar tentang bagaimana dan kapan menggunakan jaringan saraf.

Jaringan saraf terdiri dari sejumlah besar elemen pemrosesan sederhana yang disebut *neuron*, unit, sel, atau node. Setiap *neuron* terhubung ke *neuron* lain melalui tautan komunikasi terarah, masing-masing dengan bobot terkait. Bobot mewakili informasi yang digunakan oleh internet untuk menyelesaikan masalah.

Pada ?? dijelaskan bahwa setiap *neuron* memiliki keadaan internal, yang disebut tingkat aktivasi atau aktivitas, yang merupakan fungsi dari input yang telah diterima. Biasanya, *neuron* mengirimkan aktivasinya sebagai sinyal ke beberapa *neuron* lain. Penting untuk dicatat bahwa *neuron* hanya dapat mengirim satu sinyal pada satu waktu, meskipun sinyal itu disiarkan ke beberapa *neuron* lain.



Gambar 2.1: Struktur Dasar Jaringan Saraf Tiruan

2.3 Kohonen *Self-Organizing Maps* (SOM)

Self-Organizing Map (SOM) pertama kali diperkenalkan oleh Teuvo Kohonen pada tahun 1982. SOM merupakan salah satu model dari Jaringan Saraf Tiruan. SOM merupakan salah satu tool untuk menangani data yang sangat besar, dimana data yang *high-dimensional* data dapat divisualisasikan menjadi *low-dimensional* data, atau mengurangi dimensi *vector* (?).

Metode pembelajaran yang digunakan SOM adalah tanpa bimbingan dari suatu data *input-target* atau *unsupervised learning*. Artinya, sebuah jaringan akan belajar dengan dibekali pengetahuan dasar (parameter-parameter jaringan) tanpa adanya pengetahuan awal lebih dulu mengenai segmen dan karakteristiknya serta tanpa harus mengetahui berapa kelompok yang akan dibentuk, dan kemudian mengorganisasikan sendiri hubungan-hubungan interkoneksi dalam dirinya atas masukan yang diberikan sehingga dengan demikian target tidak dibutuhkan.

Di dalam SOM terdapat koneksi antara input-input dengan node-node yang memiliki bobot masing-masing. Sehingga, bobot yang telah ditentukan berkorespondensi untuk setiap node yang ada (?). Himpunan bobot membentuk suatu vektor yang biasanya disebut neuron, dimana terdapat sejumlah baris dan kolom (dalam kasus ini, topologi yang digunakan adalah topologi persegi panjang). Tujuan utama dari metode SOM ini adalah untuk mempertahankan topologi data multidimensi ketika mereka ditransformasikan menjadi ruang dimensi yang lebih rendah. Biasanya, metode SOM sendiri digunakan untuk mengelompokkan, mengklasifikasikan, dan memvisualisasikan berbagai jenis *dataset*. SOM hanya dapat menangani data numerik, jadi pertama-tama, kita harus mengubah segala jenis dataset menjadi dataset berekspresi numerik. Misalkan, kita memiliki $dataset X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, dimana setiap item data memiliki beberapa fitur $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ i.e. $X_i = \{X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}\}$. Sehingga X_i adalah vector dari n ruang dimensi (*n-dimensional data*), $X_i \in \mathbb{R}^n$. Semua *dataset* dijadikan SOM sebagai matrix:

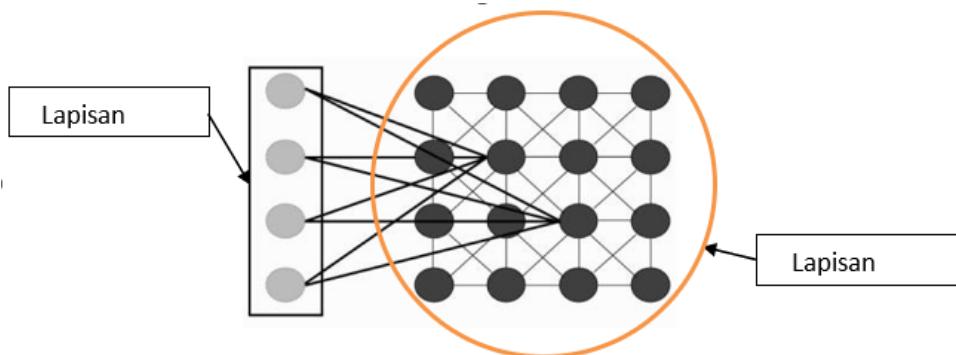
$$\begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{N1} & X_{N2} & \cdots & X_{Nn} \end{bmatrix}$$

Berikut X_{pl} merupakan nilai komponen dari vektor X_i , dimana $i = 1, 2, \dots, N$, $l = 1, 2, \dots, n$. Nilai N merupakan jumlah vektor input yang dianalisis dan nilai n merupakan jumlah komponen. Proses pembelajaran algoritme SOM dimulai dari inisialisasi komponen vektor (*neuron*). Mereka dapat diinisialisasi secara acak (biasanya nilai-nilai ini adalah angka acak dari interval $(0, 1)$) atau oleh komponen utama W_{ij} . Pada setiap langkah pembelajaran, vektor masukan $X_i \in \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ dilewatkan ke SOM. Vektor X_i dibandingkan dengan semua *neuron* W_{ij} . Biasanya perhitungan bobot jarak menggunakan metode *Euclidean Distance* antara vektor input X_i dibandingkan dengan masing-masing neuron W_{ij} . Vektor (*neuron*) W_w dengan jarak *Euclidean* minimal ke X_i ditetapkan sebagai neuron pemenang (*best match unit*) (?). Semua komponen neuron diadaptasi sesuai dengan aturan pembelajaran berikut:

$$W_{ij}(\text{new}) = W_{ij}(\text{old}) + h_w(X_i - W_{ij}(\text{old}))$$

2.4 Arsitektur SOM

Arsitektur SOM merupakan jaringan yang terdiri dari dua lapisan, yaitu lapisan *input* dan *output*.



Gambar 2.2: Arsitektur SOM

Pada ?? dijelaskan bahwa setiap *neuron* dalam lapisan *input* terhubung dengan setiap *neuron* pada lapisan *output*. Setiap *neuron* pada lapisan *output* merepresentasikan kelompok dari *input* yang diberikan.

2.5 Parameter Pembelajaran (*Learning Parameters*)

Hasil dari SOM bergantung pada parameter pembelajaran yang dipilih. Jadi, penting untuk memilih parameter pembelajaran yang terbaik dalam mendapatkan

hasil yang terbaik dalam melakukan proses *Clustering* data seperti ada penelitian ini. Hasil sebagian besar dipengaruhi oleh fungsi ketetanggaan (*Neighboring Function*) dan *learning rate* yang digunakan. Ada tiga fungsi ketetanggaan *Bubble*, *Gaussian* dan *Heuristic* digunakan dalam proses pelatihan SOM (?).

Pada penelitian ini, peneliti akan menggunakan fungsi ketetanggaan *Bubble* yang akan dipasangkan dengan *learning rate* menggunakan *Invers-of-time* untuk mendapatkan hasil *Clustering* pada pelatihan SOM. Menurut (?), penggunaan kombinasi tersebut untuk mendapatkan hasil yang terbaik dengan langkah perhitungan yang lebih sederhana, dengan tujuan mempercepat waktu proses kalkulasi pada sistem.

2.6 Komponen penting SOM

Menurut Simon Haykin terdapat tiga komponen penting dalam SOM yaitu:

1. *Competition*: Untuk setiap pola *input*, neuron menghitung nilai masing-masing fungsi diskriminan yang memberi dasar untuk kompetisi.
2. *Cooperation*: Neuron pemenang menentukan lokasi spasial dari lingkungan topologi *excited neuron* untuk memberi dasar kerjasama dalam suatu lingkungan *neuron*.
3. *Synaptic Adaption*: *Excited neuron* menurunkan nilai fungsi diskriminan yang berkaitan dengan pola *input* melalui penyesuaian bobot terkait sehingga respon dari *neuron* pemenang keaplikasi berikutnya dengan pola *input* yang sama akan meningkat.

2.7 Cara Kerja SOM

Berikut ini merupakan tahapan-tahapan dalam proses *Clustering* menggunakan SOM:

1. Inisialisasi bobot (W_{ij}) yang diperoleh secara acak untuk setiap node. Setelah bobot diberikan maka jaringan diberikan *input* (X_i).
2. Setelah input diterima, jaringan akan melakukan perhitungan jarak vektor $D(j)$ yang didapat dengan menjumlahkan selisih antara vektor bobot dengan vektor *input*:

$$D_j = \sum_{k=0}^i (W_{ij} - X_i)^2$$

3. Setelah jarak antara node diketahui maka ditentukan nilai minimum dari perhitungan jarak vektor $D(j)$, maka tahap selanjutnya yaitu perubahan bobot:

$$W_{ij}(\text{new}) = W_{ij}(\text{old}) + \alpha(x_i - W_{ij}(\text{old}))$$

4. Pada proses untuk mendapatkan bobot baru diperlukan nilai *learning rate* (α) yaitu $0 \leq \alpha \leq 1$ dan untuk setiap *epoch* akan mengalami penurunan (*decrease*) pada nilai *learning rate* dengan cara

$$\alpha(i+1) = 0.5\alpha$$

5. Iterasi dihentikan ketika iterasi yang dilakukan sudah mencapai iterasi maksimum yang ditentukan atau selisih antara $W_{ij}(\text{new})$ dengan $W_{ij}(\text{old})$ hanya berubah sedikit saja, yang berarti hasil pengujian sudah dapat dikatakan *convergent*.

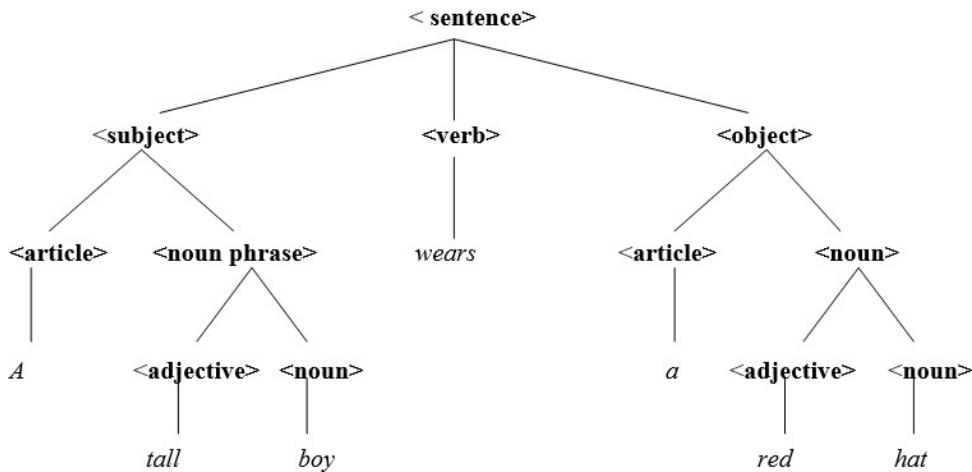
2.8 Teori Graf

Berkembangnya ilmu pengetahuan dan teknologi secara pesat membuat matematika menjadi sangat penting artinya. Karena perkembangan ilmu pengetahuan dan teknologi tidak lepas dari peranan matematika. Hampir dapat dipastikan bahwa setiap bagian dari ilmu dan teknologi baik dalam unsur kajian umum ilmu murni maupun terapannya memerlukan peranan matematika sebagai ilmu bantunya. Matematika digunakan sebagai alat penting di berbagai bidang, termasuk ilmu alam, teknik, kedokteran/medis, ilmu sosial seperti ekonomi, dan psikologi. Matematika terdiri dari beberapa cabang ilmu misalnya Aljabar, Geometri, Statistika, Probabilitas, Matematika Aplikasi, Matematika Komputasi, Matematika Ekonomi, Matematika Diskrit, Sain Komputer dan lain sebagainya. Cabang matematika terkini terkait dengan sain komputer yang cukup terkenal adalah teori graf. Teori graf merupakan teori lama yang hingga saat ini semakin banyak ditemukan aplikasinya di sekitar kita. Ide dasarnya diperkenalkan pertama kali pada abad ke-18 oleh matematikawan Swiss, Leonhard Euler. Pada waktu itu, ia menggunakan graf untuk menyelesaikan masalah jembatan Konigsberg. Teori graf merupakan pokok bahasan yang relatif muda namun memiliki banyak terapan yang sangat luas. Contohnya optimasi jaringan telepon, jaringan komputer, jaringan listrik, model papan sirkuit, model struktur ikatan kimia dan lain-lain. Graf digunakan dalam kehidupan sehari-hari untuk mendeskripsikan model persoalan dan menggambarkannya secara konkret dan jelas, mempresentasikan objek-objek diskrit dan hubungan antara objek tersebut. Inti dari cara pengaplikasian graf ini adalah bagaimana kita bisa membaca permasalahan, kemudian mendefinisikan apa yang akan menjadi objek diskrit yang kemudian akan menjadi simpul-simpul dari graf yang akan kita bangun untuk menggambarkan permasalahan yang kita hadapi tadi, apabila telah kita dapatkan simpul simpul maka akan mudah bagi kita untuk membangun graf dengan memberi sisi pada simpul-simpul yang saling berhubungan. Representasi visual dari graf adalah dengan menyatakan objek sebagai noktah, bulatan atau titik (verteks), sedangkan hubungan antara objek tersebut dinyatakan dengan garis atau sisi (*edge*) (?). Salah satu kajian yang menarik dalam graf adalah pelabelan

graf. Sejak saat itu kajian mengenai pelabelan graf bermunculan dan berkembang pesat belakangan ini. Hingga saat ini pemanfaatan teori pelabelan graf sangat dirasakan peranannya, terutama pada sektor sistem komunikasi dan transportasi, navigasi geografis, radar, penyimpanan data komputer, dan pemancar frekuensi radio. Pelabelan pada suatu graf adalah suatu pemetaan (fungsi) yang memasangkan unsur-unsur graf (titik dan/atau sisi) dengan bilangan (biasanya bilangan bulat). Jika domain dari fungsi adalah titik, maka pelabelan tersebut dinamakan pelabelan titik (*vertex labellings*), jika domainnya adalah sisi, maka pelabelannya disebut pelabelan sisi (*edge labellings*) dan jika domainnya adalah titik dan sisi, maka pelabelannya disebut pelabelan total (*total labellings*). Hingga kini dikenal beberapa jenis pelabelan pada graf, antara lain pelabelan *graceful* (*graceful labeling*), pelabelan harmoni (*harmonious labeling*), pelabelan total tak beraturan (*total irregularity labeling*), pelabelan ajaib (*magictype labeling*), dan pelabelan anti ajaib (*antimagic-type labeling*). Pelabelan total titik *irregular* merupakan pemberian nilai bilangan bulat positif (nilai yang dipakai boleh berulang) pada himpunan titik dan sisi dari suatu graf G, dengan bobot. setiap sisinya berbeda. Untuk sebuah graf G terdapat beberapa variasi pelabelan total sisi *irregular*, dengan kata lain pelabelannya tidak tunggal. Dalam pelabelan graf ini, asalkan bobot setiap sisinya berbeda maka pelabelan tersebut dinamakan dengan pelabelan total sisi *irregular*. Permasalahannya adalah bagaimana melabeli graf tersebut sedemikian hingga bilangan bulat positif terbesar yang dijadikan label pada beberapa variasi pelabelan total sisi *irregular* adalah semimum mungkin. Bilangan bulat positif terbesar yang minimum tersebut dinamakan dengan *total irregularity edge strength* dari graf G yang dinotasikan dengan $tes(G)$. Salah satu algoritma graf adalah Pohon Rentang (*Spanning Tree*) pada suatu *graph* adalah *subgraph* minimal yang menghubungkan semua simpul pada *graph*. Apabila graf tersebut adalah graf berbobot (*Weighted Graph*), kemudian dari pohon rentang yang dimiliki oleh graf didefinisikan sebagai penjumlahan dari bobot-bobot seluruh cabang pada pohon rentang maka akan diperoleh pohon rentang yang memiliki bobot. Pohon rentang yang memiliki bobot terkecil pada suatu graf berbobot disebut Pohon rentang Minimum (*Minimum spanning tree*). Salah satu contoh optimasi jaringan menjadikan adanya kebutuhan untuk mencari nilai terkecil (minimal) pada suatu keadaan jaringan. Salah satu masalah optimasi jaringan adalah *Minimum spanning tree* (MST), yaitu suatu keadaan dimana semua *node* dalam graf terhubung, namun tidak boleh terdapat *loop* didalamnya dan dihitung bobot *tree* yang terkecil. Salah satu aplikasi MST adalah pembuatan jaringan komunikasi atau telepon yang akan menghubungkan semua stasiun telepon pada suatu kota yang ada. Permasalahannya adalah mencari jarak terpendek antara kota-kota tersebut sehingga penggunaan kabel akan lebih sedikit yang berarti menghemat biaya pembangunan jaringan telepon tersebut (?).

Pohon m -ary adalah pohon berakar yang setiap simpul cabangnya mempunyai

paling banyak m buah anak. Jika $m = 2$, pohonnya disebut **pohon biner (binary tree)**. Pohon m -ary dikatakan **teratur** atau **penuh** (*full*) jika setiap simpul cabangnya mempunyai tepat m anak.



Gambar 2.3: Pohon parsing dari kalimat *A tall boy wears a red hat*

2.9 Validasi Kelompok

Dalam proses *Clustering*, validasi sistem sudah menjadi sebuah bagian cukup krusial dalam proses membangun model *Clustering*, ukuran dan metode untuk meng-evaluasi. Model dibangun menggunakan set data latih dengan sejumlah parameter yang diminta oleh metode yang digunakan. Dalam analisis kelompok, evaluasi dilakukan dengan melakukan pemrosesan data secara alami dengan algoritme yang berjalan sendiri sehingga didapatkan kelompok-kelompok yang terbentuk secara alami pula.

Nilai validasi sangat bermanfaat guna membandingkan apakah algoritme yang digunakan pada penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dari penelitian-penelitian sebelumnya yang menggunakan metode selain *Self Organizing Maps* (SOM) yang digunakan untuk *Clustering* suatu data. Pada penelitian ini nilai validasi digunakan apakah dengan menggunakan metode SOM saja sudah cukup menghasilkan tingkat akurasi yang baik atau tidak. Proses validasi dilakukan dengan cara melatih data dan membandingkan kesesuaian hasil *Clustering* data. Validasi kelompok yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan *Davies-Bouldin Index* (?).

Indeks *silhouette* dan *Davies-Bouldin* adalah dua metode yang digunakan dalam pembelajaran mesin untuk mengevaluasi kualitas kelompok. Indeks *silhouette* digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik setiap titik data tergabung dalam kelompok yang sesuai. Ini dilakukan dengan menghitung jarak antara setiap titik data dan kelompok lain yang berdekatan, lalu membandingkannya dengan jarak antara titik data

tersebut dan kelompok tempat ia tergabung. Nilai *silhouette* yang lebih tinggi menunjukkan bahwa titik data tersebut lebih baik tergabung dalam *cluster* tempat ia berada. *Davies-Bouldin Index*, di sisi lain, mengevaluasi seberapa baik *cluster-cluster* dipisahkan satu sama lain. Ini dilakukan dengan menghitung rata-rata jarak antara setiap *cluster* dan *cluster* lain yang berdekatan. Nilai yang lebih rendah menunjukkan bahwa *cluster-cluster* lebih baik dipisahkan satu sama lain. Kedua metode ini bertujuan untuk mengevaluasi kualitas *clustering* dan membantu dalam membuat keputusan tentang apakah *clustering* yang dilakukan menghasilkan hasil yang baik atau tidak (?).

2.10 Davies-Bouldin Index

Validasi kelompok *Davies-Bouldin Index* (DBI) diperkenalkan oleh David L. Davies dan Donald W. Bouldin pada tahun 1979 yang digunakan untuk mengevaluasi kelompok. Validasi internal yang dilakukannya adalah seberapa baik *Clustering* sudah dilakukan dengan menghitung kuantitas dan fitur turunan dari set data. *Sum of square within cluster* (SSW) dalam sebuah kelompok diformulasikan sebagai berikut:

$$SSW_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^{m_i} d(x_j, c_i)$$

dengan m_i adalah jumlah data yang berada dalam kelompok ke- i , sedangkan c_i adalah centroid kelompok ke- i .

Sum of square between cluster (SSB) dengan mengukur jarak dua kelompok, misalnya kelompok- i dan kelompok- j , dengan formula mengukur jarak antara centroid c_i dan c_j pada persamaan berikut:

$$SSB = d(c_i, c_j)$$

Didefinisikan R_{ij} adalah ukuran rasio seberapa baik nilai perbandingan antara kelompok ke- i dan kelompok ke- j . Nilainya didapatkan dari komponen SSW dan SSB. Kelompok yang baik adalah kelompok yang memiliki SSW sekecil mungkin dan SSB yang sebesar mungkin. R_{ij} diformulasikan dengan persamaan berikut:

$$R_{ij} = \frac{SSW_i + SSW_j}{SSB_{ij}}$$

Sifat-sifat yang dimiliki R_{ij} sebagai berikut:

1. $R_{i,j} \geq 0$
2. $R_{i,j} = R_{j,i}$
3. Jika $SSW_j \geq SSW_r$ dan $SSB_{i,j} = SSB_{i,r}$ maka $R_{i,j} > R_{i,r}$
4. Jika $SSW_j = SSW_r$ dan $SSB_{i,j} \leq SSB_{i,r}$ maka $R_{i,j} > R_{i,r}$

Nilai *Davies-Bouldin Index* (DBI) didapatkan dari persamaan berikut:

$$DBI = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \max_{j \neq i} (R_{i,j})$$

K = jumlah kelompok yang digunakan.

Secara esensial, DBI menginginkan nilai sekecil mungkin yang bisa dihasilkan (non-negatif ≥ 0) untuk menilai baiknya kelompok yang didapat. Nilai yang didapat bisa digunakan sebagai pendukung keputusan untuk menilai jumlah kelompok yang paling cocok digunakan (?).

2.11 *Silhouette Coefficient*

Pengujian yang dilakukan menggunakan *Silhouette Coefficient*. Metode ini berfungsi untuk menguji kualitas dari kelompok yang terbentuk dari hasil metode SOM-MST. Menurut Romdhoni (?) terdapat 3 langkah yang dilakukan untuk menghitung *Silhouette Coefficient* yaitu:

1. Hitung rata-rata jarak dari objek i terhadap seluruh objek yang berada dalam satu kelompok.
2. Hitung rata-rata jarak dari objek i terhadap seluruh objek yang berada pada kelompok lainnya.
3. Nilai *Silhouette Coefficient* dari objek i menggunakan Persamaan ??:

$$S_i = \frac{b_i - a_i}{\max(b_i, a_i)} \quad (2.1)$$

Dimana:

- S_i = *Silhouette Coefficient* dari objek i
- a_i = Rata-rata jarak objek i terhadap seluruh objek di dalam kelompok
- b_i = Rata-rata jarak objek i terhadap seluruh objek di luar kelompok

Ukuran nilai *Silhouette Coefficient* (?):

- (a) $0.7 < SC \leq 1$ menyatakan struktur kuat
- (b) $0.5 < SC \leq 0.7$ menyatakan struktur sedang
- (c) $0.25 < SC \leq 0.5$ menyatakan struktur lemah
- (d) $SC \leq 0.25$ menyatakan tidak ada struktur

BAB III

KERANGKA KONSEPTUAL PENELITIAN

3.1 Permasalahan dan Tantangan Penelitian

Dalam pengertian yang sangat luas, orang biasa mengenal data mining dengan pengolahan data dengan berbagai macam teknik dengan ukuran data yang beragam. Data *mining* sebagai bidang yang menggabungkan bidang-bidang keilmuan terkait seperti pengenalan pola, *database*, *machine learning*, statistik, serta visualisasi guna menangani masalah-masalah dalam mengambil suatu informasi dari banyaknya data yang ada. Data mining merupakan suatu proses yang memanfaatkan *artificial intelligence*, teknik statistik, *machine learning*, dan juga matematika guna melakukan identifikasi dan ekstraksi informasi serta suatu pengetahuan yang sekiranya akan bermanfaat dari berbagai database yang berukuran besar (*Decision Support Systems and Intelligent Systems 7th Edition* (PDFDrive).Turban, 2015)

Clustering adalah salah satu metode data mining dimana sekelompok data akan dibagi ke dalam beberapa kelompok yang terbentuk secara alami berdasarkan kesamaan karakteristik data masing-masing dalam sebuah dataset yang besar (?). Terkait dengan penelitian ini, terdapat penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, baik tentang media pembelajaran digital maupun tentang algoritma yang digunakan, yakni *Self-Organizing Map* (SOM) dan juga kombinasinya dengan m-aT. Penelitian-penelitian terdahulu ini digunakan sebagai landasan dalam proses penelitian.

Pada tahun 2019, sebuah penelitian tentang memetakan siswa berdasarkan aktivitasnya di media pembelajaran digital pernah dilakukan secara manual. Dalam penelitian ini, analisis dilakukan secara manual dengan mengambil kesimpulan melalui visualisasi dan persepsi peneliti. Siswa dipetakan menjadi empat kelompok berdasarkan pola siswa dalam menyelesaikan permasalahan dalam Monsakun. Hasil pemetaan dapat mengatakan bahwa siswa disetiap kelompok membutuhkan perlakuan yang berbeda-beda (?).

Sebuah penelitian dengan adaptasi lebih lanjut dari pemetaan performa belajar siswa juga telah dilakukan. Penelitian ini dilakukan untuk mengelompokan siswa pengguna *E-Learning* secara otomatis dengan menggunakan algoritme SOM. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan sekumpulan data interaksi dan aktivitas siswa yang mengambil mata pelajaran Algoritme dan Struktur Data ketika menggunakan *E-Learning*. Pada penelitian ini, atribut yang digunakan dipilih menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) terlebih dahulu sebelum kemudian diproses dengan SOM. Kemudian melalui proses tersebut, dihasilkan *Low Browsing cluster*

dan *High Browsing cluster*. Adapun pengujian yang dilakukan dalam penelitian ini dengan menggunakan *Silhouette index*, *Dunn index*, dan *Davies-Bouldin index* dan membandingkannya dengan K-Means dan *Partitioning Around Medoids* dan memunculkan SOM sebagai algoritma yang cukup baik untuk melakukan *Clustering* terhadap log data aktivitas siswa karena memiliki hasil terbaik pada nilai *Silhouette index* sebesar 0.4502 dan *Dunn index* sebesar 1.1452 (?).

Selain digunakan dalam bidang pendidikan, SOM juga banyak digunakan dalam bidang-bidang lainnya. Salah satunya adalah penelitian yang dilakukan oleh Dini dan ?, bahwa hasil *Clustering* 34 provinsi di Indonesia dengan indikator kesejahteraan masyarakat yang terdiri dari enam indikator diperoleh metode terbaik dengan menggunakan analisis *cluster K-Means*. Analisis *cluster K-Means* dipilih karena didasarkan pada nilai varians (0,101) yang lebih kecil dari nilai varians Average Linkage Clustering (0,152). Selain itu, diketahui bahwa kesejahteraan masyarakat di Indonesia Indonesia masih belum merata. Hal ini dapat dilihat pada karakteristik masing-masing *cluster*. Setiap kelompok memiliki prioritas yang berbeda dalam yang berbeda dalam bidang kesejahteraan yang perlu diperhatikan atau ditingkatkan oleh pihak-pihak terkait. Provinsi-provinsi yang berada di kelompok pertama dapat menjadi prioritas dalam berbagai aspek kesejahteraan bagi pemerintah agar kesejahteraan dapat dirasakan secara adil oleh masyarakat. Kesejahteraan dapat dirasakan secara adil oleh masyarakat. Sementara itu, provinsi yang berada di kelompok kedua dan ketiga masih perlu mendapat perhatian dalam beberapa aspek kesejahteraan masyarakat. Visualisasi kelompok dalam bentuk peta Indonesia diharapkan dapat memudahkan untuk menggambarkan kondisi umum kesejahteraan provinsi-provinsi di Indonesia (?).

Tak hanya itu, SOM juga digunakan pada penelitian lain di berbagai bidang sesuai keahlian masing-masing peneliti. Seperti penelitian yang dilakukan oleh ? di bidang biologi, atau penelitian yang dilakukan oleh ? dan ? di bidang kesehatan. Penelitian-penelitian ini membuktikan bahwa algoritme SOM tidak hanya dapat digunakan untuk bidang tertentu seperti pendidikan saja, melainkan dapat digunakan pula untuk bidang-bidang lainnya. Penelitian lain yang juga menjadi acuan penelitian ini adalah penelitian-penelitian yang menggunakan pengembangan dari algoritme SOM konvensional dalam prosesnya. Salah satunya adalah penelitian yang bergerak di bidang Biologi dengan menggunakan dua jenis dataset, yakni *Human Fibroblasts Serum* (HFS) dataset dan Rat CNS dataset. Kedua data kemudian diolah dan visualisasikan dengan menggunakan algoritme SOM. Map size yang dihasilkan pada HFS cukup beragam, yakni 62, 43, dan 34. Sementara CNS mengeluarkan ukuran yang sama, yakni 3x3. Setelah data selesai diolah, data diuji dengan menggunakan *Silhouette index*. Hasil pengujian dalam penelitian ini menunjukkan nilai *Silhouette* sebesar lebih dari 0.6 untuk setiap data HFS, dan 0.5927942 untuk seluruh data CNS. Selanjutnya algoritme SOM yang telah dikembangkan dalam penelitian ini disebut

dengan SOMHS (?).

Mayoritas pengembangan dari SOM konvensional hanya bisa digunakan pada kasus tertentu saja. Namun, sebuah penelitian lain yang juga merupakan pengembangan dari SOM berhasil dilakukan pada tahun 2019. Penelitian ini membahas mengenai kombinasi dari penggunaan *Self Organizing Map* (SOM) dan *Fuzzy C-Means* (FCM) dalam *Clustering* yang bertujuan untuk mengevaluasi kualitas air tanah di Seoul, Korea Selatan. Penelitian tersebut mengatakan bahwa SOM dan FCM yang sama-sama mampu diterapkan dalam sekumpulan data besar yang kompleks akan saling melengkapi jika dikombinasikan. Hal ini terjadi karena baik SOM dan FCM sama-sama memiliki kekurangan dan saling membutuhkan. SOM yang dikenal dengan visualisasinya sering kali memunculkan ambiguitas pada keluarannya hingga FCM dirasa cocok untuk membantu menciptakan batasan-batasan kelompok dari hasil keluaran SOM tersebut. Kedua algoritme ini juga mudah diterapkan sehingga dapat diimplementasikan tidak hanya pada kasus-kasus tertentu (?).

Penambangan atau eksplorasi data adalah bagian dari area penelitian terbaru yang lebih luas dalam Kecerdasan Buatan dan Pemrosesan dan Manajemen Informasi atau dikenal sebagai *Knowledge Discovery in Database* (KDD). Tujuannya untuk mengidentifikasi informasi atau pengetahuan baru dari database di mana dimensi atau jumlah data sangat besar sehingga melampaui pemahaman manusia. MST digunakan untuk menganalisis basis data transformator daya dari satu dari penyedia energi listrik di Jepang. Evaluasi kelompok dihasilkan oleh SOM biasanya dilakukan oleh mata manusia. Karena sifatnya kualitatif alam, evaluator dapat melebih-lebihkan atau meremehkan jumlah kelompok yang terbentuk di peta. Dengan pendekatan ini, tepat jumlah kelompok yang dihasilkan oleh peta tidak dapat dikonfirmasi karena salah tafsir dari ekspresi tingkat abu-abu (Tokutaka et al., 2001). Penelitian tentang teknik visualisasi menggunakan SOM dan MST. Metode ini dapat mengungkapkan kelompok barang serupa, berdasarkan graf yang dibangun baik dari data input, atau node SOM. Evaluasi visualisasi, dan membandingkannya dengan metode graf kerapatan, dan menemukannya untuk mengungkapkan informasi serupa. Visualisasi tidak bergantung pada parameter pengguna tertentu, yang bermanfaat bagi pengguna pemula. Metode operasi pada simpul SOM umumnya memiliki waktu komputasi yang lebih rendah daripada metode graf kepadatan, karena jumlah node dalam SOM umumnya besarnya lebih kecil dari jumlah sampel data (?).

Penelitian algoritma SOM-MST yang menggabungkan SOM dengan graf MST dan membahas bagaimana MST dari sebuah graf yang mencapai subset sisi yang paling ekonomis yang menghubungkan semua komponen dengan sebuah *loop* terbuka. Dalam penelitian ini, MST pada SOM dengan sub-simpul yang disematkan dan ukuran jarak untuk pilihan ukuran dan bentuk peta yang optimal. Penelitian ini mendemonstrasikan dengan menggunakan data *Fisher's Iris* dan data ekspresi gen yang

nyata. Kumpulan data simulasi juga dianalisis untuk memeriksa validitas metode yang diusulkan (Jang et al., 2009).

Penelitian yang terkait dengan kombinasi SOM dan teori graf adalah SOM graf teoretis ke domain data hierarkis. Hasilnya memiliki kompleksitas algoritmik yang lebih rendah daripada SOM asli, dan dapat menghasilkan SOM yang memiliki validitas kelompok yang jauh lebih tinggi daripada pengkodean biner (?), menggunakan pemetaan probabilitas selama *Graph-SOM* (?), pelatihan *Graph-MST-SOM* membantu meningkatkan kinerjanya secara signifikan dan membantu secara substansial mengurangi permintaan komputasi (??) dan hasilnya mendukung penggunaan pendekatan teoretis graf seperti dalam semua eksperimen jumlah kelompok yang ditemukan sudah benar dan valid (?).

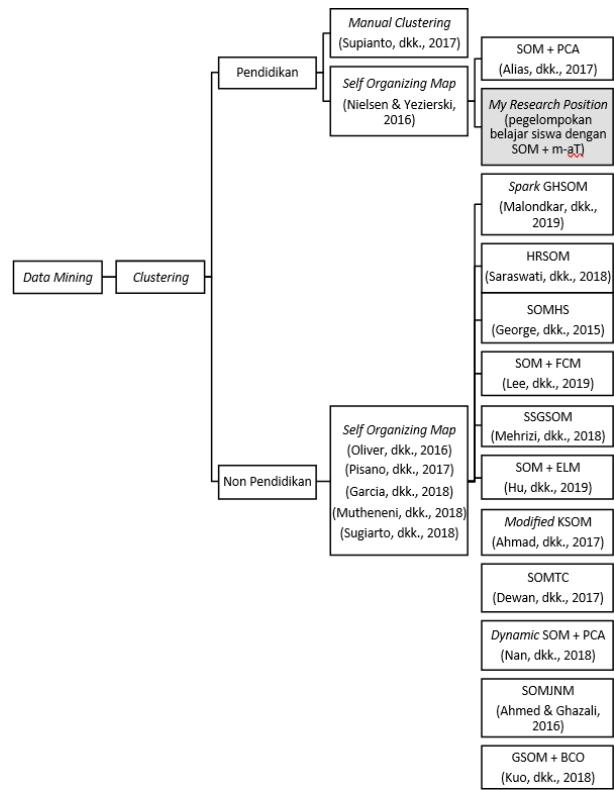
Heba Mohammed Nagy Rashad, 2013, meneliti tentang Penambangan data pendidikan adalah bidang penambangan data tertentu diterapkan pada data yang berasal dari lingkungan pendidikan, bergantung pada pendekatan yang berbeda untuk menemukan pengetahuan yang tersembunyi dari data yang tersedia. Di antara pendekatan tersebut adalah teknik pembelajaran mesin yang digunakan untuk membangun sistem yang memperoleh pengetahuan tersembunyi dari data sebelumnya. Pembelajaran mesin dapat diterapkan untuk memecahkan masalah yang berbeda regresi, klasifikasi, *Clustering* dan optimasi masalah.

Dalam penelitian ini mengusulkan “Penasehat Siswa” yang adapun permasalahan dan tantangan dalam penelitian ini untuk menerapkan kombinasi dari algoritme SOM dan m-aT di bidang penambangan data Monsakun sebagai data pendidikan. Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan log data yang dihasilkan melalui rekaman aktivitas belajar belajar siswa pada media pembelajaran digital bernama Monsakun. Selanjutnya melalui sebuah proses pengolahan, data tersebut akan menghasilkan *Clustering* siswa dan sistem penasehat guru yang dapat digunakan untuk *Clustering* performa belajar siswa agar umpan balik siswa ke guru atau sebaliknya yang tepat dapat diberikan sebagai dasar melakukan evaluasi pembelajaran problem posing integrasi kalimat cerita aritmatika.

3.2 Ide Umum Penelitian

Ide umum penelitian ini adalah:

1. Untuk membuat analisis proses *Clustering* siswa.
2. Untuk penasehat pembelajaran oleh guru dalam problem posing melalui integrasi kalimat Cerita Aritmatika menggunakan *Self-Organizing Map-m-Ary Tree* (SOM-m-aT).
3. Persepsi guru Sekolah Dasar di Indonesia tentang sistem penasehat pembelajaran berdasarkan kemiripan siswa.



Gambar 3.1: Bagan kerangka konseptual penelitian

Tabel 3.1: Matriks pemetaan posisi penelitian untuk metode penelitian dengan SOM dan Graf

Nama Peneliti	Judul Paper	SOM	Graf	Dataset	Jenis Paper
Argyris Argyrou, 2009	<i>Clustering Hierarchical Data Using Self-Organizing Map: A Graph-Theoretical Approach</i>	✓	teori graf	the zoo-dataset [9] berisi 101 binatang	Prosiding
Markus Hagenbuchner, dkk., 2009	<i>Projection of undirected and non-positional graphs using Self Organizing Maps</i>	-	<i>Probabilitas mapping Graph SOM (PM-Graph-SOM).</i>	Terdiri dari 114, 366 yang melalui hyperlinks.	Prosiding
Rudolf Mayer dan Andreas Rauber, 2010	<i>Visualising Clusters in Self-Organising Maps with Minimum Spanning Trees</i>	-	MST	Iris	Prosiding
Leandro A. Silva dan José Alfredo F. Costa, 2011	<i>A Graph Partitioning Approach to SOM Clustering</i>	-	<i>Graph Partitioning Approach</i>	<i>Synthetic, Spiral, Iris-database</i>	Prosiding
Marina Resta, 2012	<i>Graph Mining Based SOM: A Tool to Analyze Economic Stability</i>	-	MST	Ekonomi	Book Chapter

Nama Peneliti	Judul Paper	SOM	Graf	Dataset	Jenis Paper
Marina Resta, 2015	<i>Enhancing Self-Organizing Map Capabilities with Graph Clustering : An Application to Financial Markets</i>	-	MST	Keuangan	Prosiding
Supianto, A.A., dkk., 2016	<i>Visualizations of problem-posing activity sequences toward modeling the thinking process.</i>	-	-	✓ Monsakun Data	Jurnal
Supianto, A.A., dkk., 2017	<i>Model-based analysis of thinking in problem posing a sentence integration focused on violation of the constraints</i>	-	-	✓ Monsakun Data	Jurnal
Puteri Nor Ellyza Nohuddin, dkk., 2018	<i>Monitoring Students Performance using Self Organizing Map Trend Clustering</i>	-	-	-	Jurnal

Nama Peneliti	Judul Paper	SOM	Graf	Dataset	Jenis Paper
Musa Wakil Bara, dkk., 2018	<i>Self-Organizing Map Clustering Method for the Analysis of E-Learning Activities</i>	-	-	UTM Moodle LMS log records.	Prosiding
Abla Chaouni Benabdellah, dkk., 2019	<i>A survey of clustering algorithms for an industrial context</i>	-	-	Logistik, kebutuhan Pelanggan, Sistem kualitas Otomotif dan Pesawat	Prosiding
Fitri Latifah, 2016	<i>Penerapan Algorithma Pohon untuk Operasi Pengolahan dan Penyimpanan Data dalam Teknik Pemrograman</i>	-	✓ <i>m</i> -ary-tree	Data Teknik Pemrograman	Jurnal
César A. Astudillo dan B. John Oommen, 2009	<i>On Using Adaptive Binary Search Trees to Enhance Self Organizing Maps</i>	-	Graf pohon (BST)	TTO-CONROT dataset	Prosiding

Nama Peneliti	Judul Paper	SOM	Graf	Dataset	Jenis Paper
Nabila Divanadia Luckyana, dkk., 2021	<i>Implementasi Kombinasi Algoritme Self-Organizing Map dan Fuzzy C-Means untuk Clustering Performa Belajar Siswa pada Media Pembelajaran Digital</i>	-	-	✓ Data Monsakun	Prosiding
Tibyani, dkk, 2022	-	-	✓ <i>m-ary-tree</i>	✓ Data Monsakun	Jurnal dan Prosiding

Tabel 3.2: Matriks pemetaan posisi penelitian untuk metode penelitian sistem penasehat oleh guru atau dosen

Nama Peneliti	Judul	Teknologi	Dataset	Jenis Paper
Heba Mohammed Nagy Rashad, 2013	<i>Automated Student Advisory using Machine Learning</i>	Web	Institut Tinggi Kairo untuk Teknik, Ilmu Komputer, dan Manajemen menggunakan data yang dikumpulkan selama 12 tahun (2000–2012)	Jurnal
Olawande Daramola, dkk., 2014	<i>Implementation of an Intelligent Course Advisory Expert System</i>	✓	Dari Department of Computer and Information Sciences of Covenant University Nigeria	Jurnal
Ikono Rhoda Nsikan-Abasi, dkk., 2016	<i>Engineering of a Student Advisory Management System: Development Perspective</i>	✓	24 Penasehat dari tujuh (7) fakultas Universitas Obafemi Awolowo, Nigeria. 120 siswa dipilih secara acak dari masing-masing fakultas	Jurnal
Tawafak, R.M., dkk., 2020	<i>A Review Paper on Student-Graduate Advisory Expert System</i>	–	Databases <i>IEEE, Scopus, ScienceDirect, E-database</i> , dan <i>ResearchGate</i> dengan total artikel 107,932	Prosiding
Bamo Nadir Faraj dan Aree Ali Muhammed, 2021	Online Course Registration and Advisory Systems Based on Students' Personal and Social Constraints	✓	Data dari Komar University of Science and Technology (KUST), Irak	Jurnal

BAB IV

METODE PENELITIAN

4.1 Tahapan Penelitian

Secara garis besar, tahapan untuk melakukan penelitian ini dibagi menjadi:

1. **Tahap persiapan:** Identifikasi dan perumusan masalah.
2. **Tahap pengumpulan dan pengolahan data.**
3. **Tahap analisis dan pembahasan.**
4. **Kesimpulan.**

Tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian ini digambarkan pada Gambar.

1. Tahap Identifikasi dan Perumusan Masalah

Pada tahap ini, konsep proposal yang telah disusun direview kembali, terutama yang terkait dengan kajian literatur dan metodologi. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa hasil kajian teori yang digunakan cukup kuat sebagai dasar argumentasi atau pijakan dalam penelitian ini. Selain itu, juga dimaksudkan agar metodologi yang akan dipakai dapat diimplementasikan dalam penelitian ini.

Tahapan identifikasi masalah dilakukan untuk mengidentifikasi permasalahan yang akan diteliti. Melalui studi literatur ditemukan bahwa perlunya dilakukan penyesuaian komponen pembelajaran ataupun metode pembelajaran bagi pelajar berdasarkan perilaku dan tingkat pengetahuan mereka (?).

2. Tahap Pengumpulan dan Pengolahan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini berupa data log aktivitas yang dikumpulkan dari aktivitas belajar siswa sekolah dasar di Jepang berusia 6 tahun pada sistem media pembelajaran MONSAKUN. MONSAKUN dirancang sebagai media pembelajaran interaktif untuk *problem-posing* berdasarkan model *triplet structure* (?).

Pemilihan data digunakan untuk melakukan seleksi dari kumpulan data menjadi data yang hanya sesuai dengan kebutuhan penelitian. Pada penelitian ini digunakan hanya data log aktivitas level 5 dari sistem pembelajaran MONSAKUN. Hal ini dikarenakan rata-rata langkah dan kesalahan pada level 5 jauh lebih

tinggi jika dibandingkan dengan level 1 hingga level 4, sehingga dapat dikatakan bahwa level 5 lebih menantang jika dibandingkan level lainnya (Supianto, et al., 2016).

Pengolahan data dilakukan untuk merubah bentuk data menjadi bentuk yang dibutuhkan dalam penelitian. Pada tahapan ini data log aktivitas pelajar yang masih berbentuk data sequence diubah menjadi data dengan fitur-fitur yang sesuai dengan kebutuhan penelitian. Fitur-fitur dari data yang digunakan pada penelitian ini berupa:

1. Id pelajar: Berisi variabel *primary key* yang membedakan tiap-tiap pelajar.
2. Lama: Berisi waktu penggerjaan tugas oleh pelajar dalam satuan detik.
3. Langkah: Berisi jumlah langkah (*set* dan *remove*) yang dilakukan pelajar.
4. *Set*: Berisi jumlah langkah *set* yang dilakukan pelajar.
5. *Remove*: Berisi jumlah langkah *remove* yang dilakukan pelajar.
6. C1: Berisi jumlah penggunaan kartu 1 oleh pelajar.
7. C2: Berisi jumlah penggunaan kartu 2 oleh pelajar.
8. C3: Berisi jumlah penggunaan kartu 3 oleh pelajar.
9. C4: Berisi jumlah penggunaan kartu 4 oleh pelajar.
10. C5: Berisi jumlah penggunaan kartu 5 oleh pelajar.
11. C6: Berisi jumlah penggunaan kartu 6 oleh pelajar.
12. *Unique*: Berisi jumlah susunan kartu unik yang digunakan pelajar.
13. *Error*: Berisi jumlah *error* selama penggerjaan tugas.

Id pelajar, lama proses penggerjaan (detik), jumlah langkah, jumlah *set*, jumlah *remove*, jumlah penggunaan kartu 1, jumlah penggunaan kartu 2, jumlah penggunaan kartu 3, jumlah penggunaan kartu 4, jumlah penggunaan kartu 5, jumlah penggunaan kartu 6, jumlah susunan yang unik dan jumlah kesalahan yang diperlihatkan pada Tabel 4.2.

Pada tahapan perancangan dilakukan manualisasi singkat dari penerapan algoritme dan pembuatan rancangan dari penerapan algoritme untuk menyelesaikan masalah yang diangkat pada penelitian: Sistem penasehat pembelajaran guru dalam *problem posing* melalui integrasi kalimat cerita aritmatika menggunakan *self-organizing map-m-ary tree (SOM-m-aT)*. Perancangan program utama ini digunakan sebagai acuan pada tahapan implementasi. Pada tahapan implementasi dilakukan penerapan algoritme *SOM-m-aT*.

3. Tahap Analisis dan Pembahasan

Quantization Error (QE) adalah perbedaan antara nilai asli dari sebuah sinyal dan nilai yang diambil setelah melalui proses *quantization*. *Quantization* adalah proses pembagian sebuah sinyal analog menjadi beberapa level digital, dan *QE* adalah perbedaan antara nilai asli sinyal dan nilai dikuantisasinya. *Topographic Error (TE)* adalah perbedaan antara lokasi sebenarnya dari sebuah titik data dan lokasi yang ditempatkan pada peta topografi atau model spasial lainnya. *TE* biasanya digunakan dalam aplikasi survei geospasial dan pemetaan untuk menentukan akurasi pemetaan. Kedua jenis *error* ini penting untuk dipertimbangkan dalam sistem pengolahan data dan pemetaan, karena dapat mempengaruhi hasil akhir dan keakuratan data yang diperoleh.

Kohonen menciptakan *SOM*, sebuah jenis jaringan syaraf tiruan (*JST*), pada tahun 1980-an. *SOM* telah diterapkan secara efektif di beberapa bidang, termasuk kuantisasi vektor, pengenalan pola, analisis teks lengkap, analisis gambar, regresi, dan diagnostik kesalahan. *SOM*, sebuah jaringan syaraf, memetakan data berdimensi tinggi ke dalam ruang berdimensi lebih rendah, yang diwakili oleh kisi-kisi neuron yang terhubung ke vektor *codebook* dengan dimensi yang sama dengan data input. Setelah itu ditentukan 10 siswa terdekat dengan siswa ke-i pada semua *assignment* dalam data ini terdapat 12. Proses selanjutnya memilih siswa dengan kemunculan minimal 7 kali. Kemudian memilih siswa terjelek dengan mengikuti empat kriteria: kesalahan terbanyak, nilai C4, C5, C6, jumlah langkah dan lama waktu seperti digambarkan pada Gambar 4.2.

Analisis yang dilakukan pada penelitian ini adalah tentang seberapa baik penerapan algoritme *SOM-m-aT* untuk melakukan pengelompokan pelajar berdasarkan data aktivitasnya dan perbandingan hasil pengelompokan yang terbentuk antara algoritme *SOM-m-aT* dengan metode *SOM*. Analisis Sistem penasehat pembelajaran guru dalam *problem posing* melalui integrasi kalimat cerita aritmatika menggunakan *self-organizing map-m-aT*.

Diagram *use case* pada Gambar 4.3 menggambarkan semua pelaku (siswa dan guru) dengan interaksi utama mereka yang menggambarkan fungsionalitas sistem. Fungsi setiap penggunaan kasus dijelaskan sebagai berikut:

1. *Student*: Sekelompok orang yang bertindak sebagai siswa.
2. *Adviser*: Kelas orang yang bertindak sebagai penasehat untuk siswa.
3. *Update*: Mencakup semua tindakan yang diperlukan untuk pembimbing untuk menanggapi percakapan dari siswa dan juga untuk memperbarui sistem.

4. *Performance Analysis*: Identifikasi siswa yang masuk prestasi akademik dari catatan akademik.
5. *Generate report*: Menggunakan hasil kinerja analisis untuk menghasilkan laporan bagi siswa.
6. *Retrieve Information*: Ini mencakup semua tindakan yang diperlukan untuk siswa dalam mendapatkan informasi yang berkaitan dengan proses akademik mereka.
7. *Contact*: Ini mencakup semua tindakan yang diperlukan untuk siswa untuk meminta percakapan dengan penasehat mereka.

Analisis Adopsi di Indonesia

Beberapa mekanisme yang diterapkan untuk memfasilitasi adopsi pengalaman belajar siswa sekolah dasar menggunakan media pembelajaran digital interaktif *Monsakun Problem posing* menyusun soal cerita aritmatika. Berikut adalah beberapa mekanismenya :

1. *Pembentukan Budaya Belajar*: Di Jepang, penting bagi siswa untuk membentuk budaya belajar yang baik sejak dini. Dalam hal ini, media pembelajaran digital interaktif *Monsakun Problem posing* menyusun soal cerita aritmatika dapat membantu siswa memahami dan mengintegrasikan konsep matematika dengan cara yang menyenangkan dan interaktif.
2. *Kolaborasi Siswa*: Media pembelajaran ini memfasilitasi kolaborasi siswa dalam belajar dan berbagi solusi masalah matematika. Ini membantu siswa belajar dari satu sama lain dan meningkatkan hasil belajar mereka.
3. *Pembelajaran Terpadu*: Media pembelajaran digital interaktif *Monsakun Problem posing* menyusun soal cerita aritmatika memungkinkan pembelajaran matematika terpadu dengan berbagai materi pelajaran lainnya, seperti sociologi, sejarah, dan geografi.
4. *Evaluasi Berkala*: Guru dapat melakukan evaluasi berkala dan memantau perkembangan siswa dengan menggunakan data yang disediakan oleh media pembelajaran digital ini. Ini membantu guru mengidentifikasi area yang perlu ditingkatkan dan membuat rencana pembelajaran yang lebih efektif.
5. *Pendekatan Personalisasi*: Media pembelajaran digital interaktif *Monsakun Problem posing* menyusun soal cerita aritmatika memungkinkan pembelajaran yang lebih personalisasi dengan menyesuaikan tingkat kesulitan dan gaya belajar siswa.

4. Penarikan Kesimpulan

Setelah semua tahapan-tahapan sebelumnya selesai dilakukan, selanjutnya dilakukan tahapan penarikan kesimpulan berdasarkan hasil analisis yang dilakukan pada tahapan sebelumnya dan menjawab pertanyaan pada bagian rumusan masalah yang berhubungan dengan Sistem penasehat pembelajaran oleh guru dalam *problem posing* melalui integrasi kalimat cerita aritmatika menggunakan *self-organizing map-m-ary tree (SOM-m-aT)*.

4.2 Analisis Kinerja

Untuk menguji kinerja dari sistem, dipergunakan :

1. Analisis proses pengelompokan siswa dalam *problem posing* melalui integrasi kalimat cerita aritmatika menggunakan *self-organizing map-m-ary tree (SOM-m-aT)*.
2. Analisis penasehat pembelajaran oleh guru dalam *problem posing* melalui integrasi kalimat cerita aritmatika menggunakan *self-organizing map-m-ary tree (SOM-m-aT)*.

4.3 Matriks Rencana Penelitian

Penelitian ini direncanakan dalam waktu 19 bulan ke depan, seperti terlihat pada Tabel 4.3. Tahap awal yang dilakukan setelah melakukan studi terhadap penelitian sebelumnya adalah melakukan pengumpulan data yang akan dipergunakan pada penelitian. Pengambilan fitur berdasarkan masukan dari Pakar ataupun dari penelitian pendahulu. Tahap berikutnya menggunakan fitur yang sudah diperoleh sebagai masukan untuk metode *SOM-m-aT*. Luaran dari penelitian ini adalah 2 konferensi internasional, minimal 1 artikel untuk prosiding konferensi internasional dan 2 artikel untuk jurnal internasional bereputasi terindeks scopus.

BAB V

VISUALISASI KINERJA SISWA DARI MEDIA PEMBELAJARAN DIGITAL MENGGUNAKAN PETA ORGANISASI DIRI (SOM)

5.1 Pendahuluan

Pendidikan adalah proses pembelajaran pengetahuan, keterampilan, atau pengalaman baru. Dalam pendidikan, siswa belajar cara memecahkan masalah. Di sini, penting bagi siswa untuk mengembangkan kemampuan kognitif dalam memahami makna masalah dan kemampuan relevan untuk memecahkannya. Kemampuan memecahkan masalah terdiri dari mengorganisir informasi yang ada dan merancang strategi untuk mengatasi masalah. Oleh karena itu, dalam memecahkan masalah, setiap siswa perlu mengembangkan proses berpikir yang unik (?). Di sisi lain, di sebagian besar negara, pendidikan wajib sering dilaksanakan dalam kelas besar, di mana guru kesulitan untuk memperhatikan karakteristik belajar setiap siswa.

Oleh karena itu, dalam studi ini, kami berusaha mengembangkan alat pendidikan yang memungkinkan guru untuk menganalisis perilaku belajar siswa secara intuitif dan membantu guru menghasilkan saran yang berarti, terutama untuk siswa dengan prestasi rendah. Hal ini dimungkinkan oleh ketersediaan data belajar siswa yang diperoleh melalui platform belajar digital. Dalam studi ini, kami menggunakan data dari MONSAKUN (?), platform belajar yang digunakan di Jepang untuk mengajarkan aritmatika kepada siswa sekolah dasar. Dalam platform pembelajaran ini, setiap siswa mendapatkan kumpulan soal yang sama, namun mereka dapat mengembangkan *strategi* sendiri untuk menyelesaikan soal-soal tersebut. Perbedaan strategi yang digunakan siswa dalam menyelesaikan soal-soal tersebut berasal dari cara dan proses berpikir yang berbeda-beda. Strategi pemecahan masalah mereka kemudian direkam sebagai data *karakteristik pembelajaran*, di mana setiap siswa diwakili sebagai titik dalam ruang dimensi tinggi, di mana dimensi tersebut menunjukkan jumlah *fitur pembelajaran*. Dalam studi kami, kami pertama-tama mengelompokkan siswa sehingga siswa dengan karakteristik pembelajaran serupa membentuk *kluster*, sementara siswa yang berbeda dikelompokkan dalam kluster yang berbeda. Karena tujuan kami adalah mengembangkan alat analitis intuitif, kami perlu menyajikan kluster-kluster ini secara intuitif kepada guru yang tidak *necessarily* ahli dalam analisis data, dan oleh karena itu kami mengadopsi teknik *visualisasi* melalui *pengurangan dimensi* (DR) (?).

Ada banyak algoritma untuk teknik pengurangan dimensi (DR), di mana salah satu algoritma DR tertua adalah Analisis Komponen Utama (*PCA*). PCA adalah algoritma yang mengurangi dimensi data dengan mengidentifikasi yang disebut *Komponen*

Utama (?). Meskipun PCA dapat diimplementasikan dengan mudah, algoritma ini dibatasi oleh linearitas dalam menentukan Komponen Utama, sehingga mungkin tidak dapat cukup menggambarkan non-linearitas dalam data. Algoritma pengurangan dimensi konvensional lainnya adalah Analisis Diskriminan Linier (LDA). Mirip dengan PCA, LDA juga merupakan metode DR yang dibatasi oleh linearitas, tetapi mempertimbangkan label kelas data (?). Dalam studi ini, kami menggunakan *Self-Organizing Map* (SOM) karena kemudahan implementasinya dan tidak dibatasi oleh linearitas. Selama beberapa dekade terakhir, berbagai varian SOM telah digunakan secara luas untuk analisis dan visualisasi data, misalnya (?). Di sini, SOM menghasilkan *peta dua dimensi* yang mempertahankan urutan topologis karakteristik pembelajaran data berdimensi tinggi, di mana siswa dengan karakteristik pembelajaran yang sama ditempatkan dekat satu sama lain, sementara siswa dengan karakteristik yang sangat berbeda ditempatkan jauh satu sama lain. Hal ini terutama menarik dalam mengidentifikasi siswa berprestasi rendah, karena mereka adalah yang paling penting bagi guru untuk diberi bimbingan. Dengan menempatkan siswa berprestasi rendah dan siswa lain di sekitar mereka pada peta, guru dapat menggunakan siswa lain sebagai referensi untuk meningkatkan kinerja siswa berprestasi rendah. Ide dasarnya adalah meniru karakteristik pembelajaran siswa lain yang digunakan sebagai referensi. Karena kesamaan karakteristik pembelajaran, siswa berprestasi rendah tidak perlu melakukan perubahan drastis pada gaya belajar mereka. Diharapkan dengan mengulangi proses ini pada tugas-tugas lain, kinerja siswa akan meningkat secara bertahap.

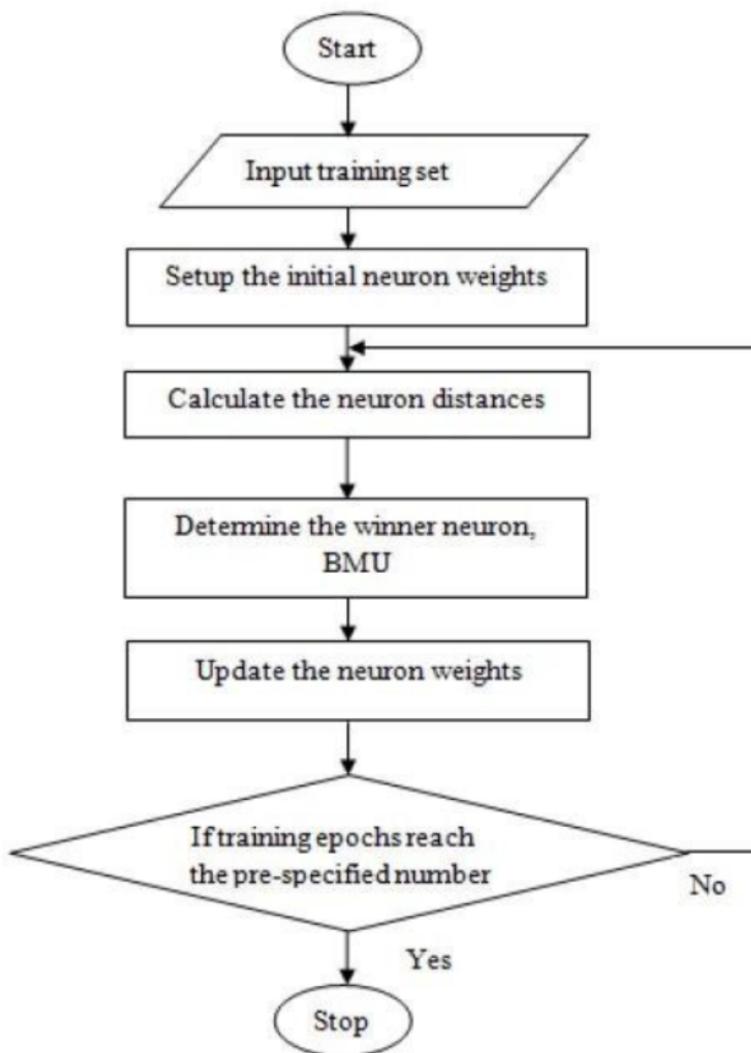
Keunggulan utama teknik *visualisasi* adalah mengubah data menjadi representasi grafisnya sambil mempertahankan karakteristik aslinya untuk membantu manusia dalam melakukan penalaran visual dan pengenalan pola (?). Dalam salah satu contoh teknik *visualisasi*, Supianto dkk. (?) mendekripsi situasi penting di mana siswa mengalami hambatan belajar dan kesulitan memahami struktur masalah. Studi ini mengusulkan metode untuk memvisualisasikan tindakan siswa dari data log MONSAKUN. Mereka menyajikan *visualisasi* aktivitas siswa dalam lingkungan *pembelajaran berbasis pemecahan masalah*, di mana siswa mengajukan masalah berdasarkan tugas mereka dalam bentuk grafik yang menggambarkan jumlah langkah yang diperlukan untuk mencapai jawaban yang benar. Meskipun studi ini memiliki kesamaan dengan studi sebelumnya, tujuan kami adalah mengidentifikasi siswa dengan kinerja rendah dan menghasilkan saran pembelajaran yang realistik bagi mereka.

Struktur sisa makalah ini sebagai berikut: Bagian 2 menjelaskan gambaran umum SOM dan karya terkait SOM. Beberapa eksperimen *visualisasi* dengan data MONSAKUN dijelaskan di Bagian 3, sementara bagian akhir berisi kesimpulan.

5.2 Gambaran Umum Peta Organisasi Diri (SOM)

SOM adalah jenis Jaringan Saraf Tiruan (JST) yang diperkenalkan oleh Kohonen (?) pada tahun 1980-an. SOM telah berhasil diterapkan dalam berbagai bidang seperti kuantisasi vektor, pengenalan pola, analisis data keuangan, analisis teks lengkap dan gambar, regresi, dan diagnosis kesalahan (?).

SOM dapat diterapkan sebagai alat *visualisasi* (?) karena mengubah hubungan statistik non-linier antara data berdimensi tinggi menjadi hubungan geometris sederhana dari titik-titik gambarnya pada tampilan berdimensi rendah.



Gambar 5.1: Algoritma Pembelajaran SOM

SOM terdiri dari sekumpulan neuron buatan, masing-masing terkait dengan vektor kamus kode dengan dimensi yang sama dengan input, yang mewakili struktur topologi data berdimensi tinggi (?). Gambar 1 menampilkan ringkasan algoritma pembelajaran SOM (?). Gambar ini menunjukkan bahwa setiap instance data masukan akan diproses berdasarkan jumlah epoch pelatihan yang telah ditentukan sebelumnya.

Selama pelatihan SOM, jarak antara data masukan dan vektor buku kode dihitung untuk menentukan neuron pemenang, yang disebut unit pencocokan terbaik (BMU).

Sifat matematis perilaku pembelajaran SOM telah dijelaskan secara rinci dalam (?) tetapi akan diuraikan secara singkat sebagai berikut :

Misalkan $X(t) = x(x_1, x_2, \dots, x_n)$ adalah vektor masukan berdimensi n , dan $w_i(t) = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{im})$ adalah vektor referensi yang terkait dengan neuron ke- i pada waktu t .

$$w_{in} = \min_i \|x(t) - w_i(t)\|$$

Dalam Persamaan (1), w_{in} adalah indeks Unit Pencocokan Terbaik (BMU).

Setelah menentukan BMU, setiap vektor referensi dimodifikasi sebagai berikut.

$$w_i(t + 1) = w_i(t) + \alpha(t) h(w_{in}, i, t) [x(t) - w_i(t)]$$

Dalam Persamaan (2), $\alpha(t)$ merujuk pada laju pembelajaran yang nilainya menu- run seiring dengan waktu iterasi, sedangkan $h(w_{in}, i, t)$ merujuk pada fungsi tetangga yang merupakan fungsi monoton menurun terhadap jarak geometris antara *Best Matching Unit* (BMU) dan neuron ke- j pada peta.

Fungsi tetangga ini memastikan pelestarian struktur topologis dari data masukan berdimensi tinggi ke dalam peta berdimensi rendah.

5.3 Eksperimen Visualisasi

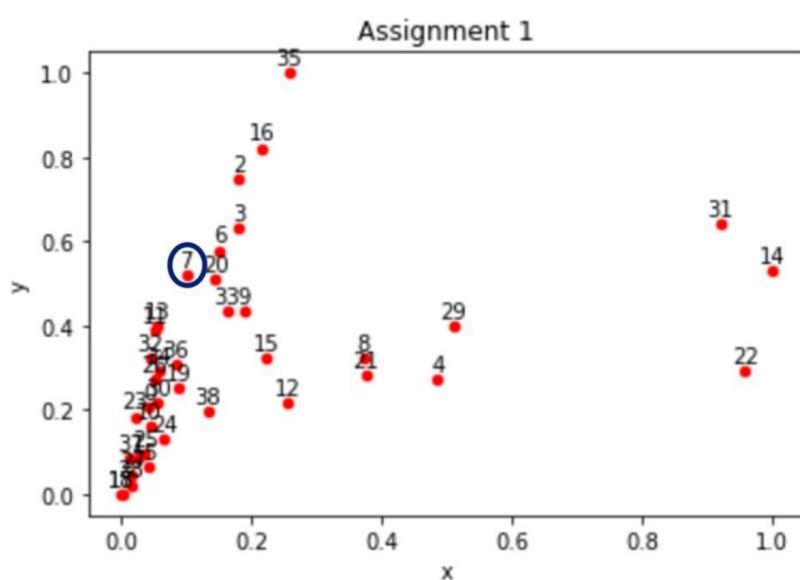
Untuk eksperimen dalam makalah ini, data yang digunakan terdiri dari karakteristik pembelajaran 39 siswa pada 5 tingkat masalah, di mana tingkat 1 terdiri dari 12 soal, tingkat 2 terdiri dari 3 soal, tingkat 3 terdiri dari 12 soal, tingkat 4 terdiri dari 3 soal, dan tingkat 5 terdiri dari 12 soal. Level 2 dan 4 tidak digunakan karena hanya terdiri dari 3 soal (?).

MONSAKUN sendiri dirancang sebagai media pembelajaran interaktif untuk pemecahan masalah (?). MONSAKUN mencatat aktivitas siswa selama kegiatan pemecahan masalah mereka, yang mencakup fitur-fitur berikut:

1. Nomor Induk Mahasiswa: Ini berisi variabel kunci utama yang membedakan setiap mahasiswa.
2. Durasi: Mengandung waktu yang dibutuhkan siswa untuk menyelesaikan tugas dalam detik.
3. Langkah: Mengandung jumlah langkah (set dan remove) yang dilakukan oleh siswa.
4. Set: Ini berisi jumlah langkah set yang dilakukan oleh siswa.

5. Menghapus: Mengandung jumlah langkah menghapus yang dilakukan oleh siswa.
6. C1: Mengandung jumlah penggunaan kartu 1 oleh siswa.
7. C2: Menampilkan jumlah penggunaan kartu 2 oleh siswa.
8. C3: Mengandung jumlah penggunaan kartu 3 oleh siswa
9. C4: Menampilkan jumlah penggunaan kartu 4 oleh siswa
10. C5: Mengandung jumlah penggunaan kartu 5 oleh siswa
11. C6: Mengandung jumlah penggunaan kartu 6 oleh siswa
12. Unique: Mengandung jumlah kombinasi kartu unik yang digunakan oleh siswa
13. Error: Mengandung jumlah kesalahan selama pelaksanaan tugas

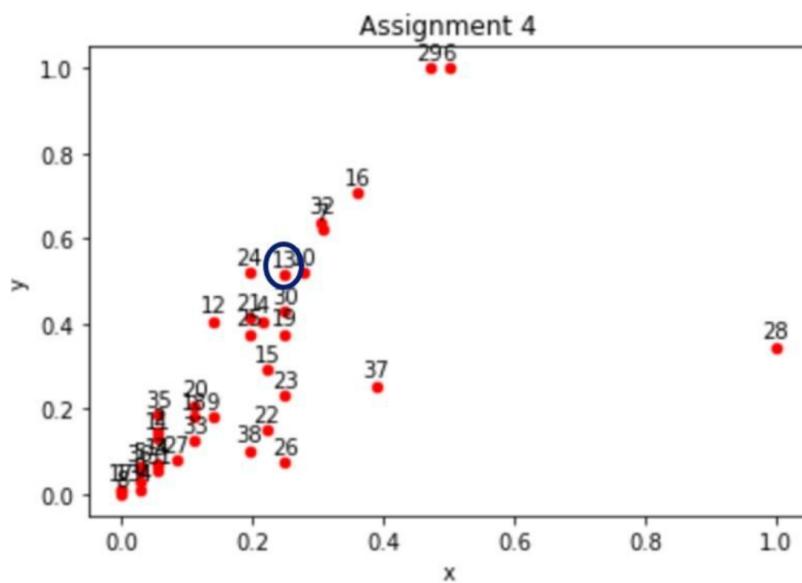
Kami melatih SOM untuk setiap level pada setiap tugas untuk memvisualisasikan karakteristik siswa. Gambar 2 memvisualisasikan distribusi karakteristik siswa untuk tugas 1 (level 1). Setiap angka pada peta mewakili ID siswa tertentu. Misalnya, kita dapat secara intuitif memahami bahwa siswa 2 memiliki kesamaan perilaku belajar dengan siswa 16 tetapi sangat berbeda dari siswa 22. Di sudut kiri bawah peta, kita dapat mengamati sekelompok siswa dengan kesamaan perilaku belajar yang serupa, sementara di sisi kanan peta, kita dapat mengamati tiga siswa (31, 14, 22) yang secara jelas berbeda dari siswa lain. Siswa 7 (lingkaran biru) adalah siswa dengan kinerja terburuk. Dapat diamati bahwa siswa tersebut memiliki kesamaan dengan banyak siswa lain (6, 20, 33) dan berpotensi dapat memperoleh manfaat dengan meniru perilaku belajar mereka.



Gambar 5.2: Visualisasi SOM Siswa pada Tugas 1 Level 1

Gambar 3 menampilkan distribusi karakteristik siswa untuk tugas 4 (tingkat 1). Setiap angka pada peta mewakili ID siswa tertentu. Di sini, misalnya, kita dapat secara intuitif memahami bahwa siswa 32 memiliki kesamaan perilaku belajar dengan siswa 7 tetapi sangat berbeda dari siswa 28. Di sudut kiri bawah peta, kita dapat mengamati sekelompok siswa dengan kesamaan perilaku belajar yang serupa, sementara di sisi kanan peta, kita dapat mengamati satu siswa (28) yang secara jelas berbeda dari siswa lainnya. Siswa 13 (lingkaran biru) adalah siswa dengan kinerja terburuk

Dapat diamati bahwa siswa tersebut memiliki kesamaan dengan banyak siswa lain (24, 10, 30) dan berpotensi mendapatkan manfaat dengan meniru perilaku belajar mereka.



Gambar 5.3: Visualisasi SOM Siswa pada Tugas 4 Level 1

5.4 Kesimpulan

Dalam makalah ini, kami telah melakukan eksperimen awal dalam memvisualisasikan karakteristik siswa. Meskipun peta yang dihasilkan intuitif dan dalam beberapa hal informatif untuk memahami karakteristik siswa, peta tersebut hanya memberikan gambaran sekilas untuk satu tes tertentu. Dalam penelitian kami selanjutnya, kami berencana mengintegrasikan informasi dari peta ini ke dalam grafik kesamaan yang lebih baik menggambarkan kesamaan siswa secara hierarkis. Kami kemudian akan menggunakan grafik-grafik ini untuk secara otomatis menghasilkan saran pembelajaran yang dapat disesuaikan secara manual oleh guru dengan tujuan utama membantu siswa.

Kami juga berencana untuk membangun antarmuka yang intuitif dan interaktif yang memungkinkan guru untuk dengan mudah menggunakan alat saran ini. Sistem penasihat akan diimplementasikan dan dievaluasi secara menyeluruh di Indonesia

BAB VI

SISTEM BIMBINGAN BELAJAR BERBASIS KESAMAAN SISWA

6.1 Pendahuluan

Banyak negara berkembang menghadapi ketidakseimbangan dalam rasio siswa-guru. Misalnya, pada tahun 2018, di antara negara-negara ASEAN, rasio untuk Filipina adalah 36, Thailand 24, dan Indonesia 15. Di antara enam anggota, Brunei Darussalam memiliki jumlah siswa per guru terendah, yaitu 8 , Malaysia 11, dan Singapura 11,6. Rasio siswa-guru yang lebih seimbang sangat penting untuk memastikan kualitas pendidikan. Ketidakseimbangan rasio guru-siswa dapat memiliki beberapa dampak signifikan: penurunan kualitas pengajaran, penurunan prestasi akademik, kesulitan dalam pengelolaan kelas, stres dan kelelahan guru, kurangnya kesempatan partisipasi, dan ketimpangan pendidikan (?). Hal ini membebani guru di negara-negara dengan rasio siswa-guru yang tinggi, seperti Indonesia, sehingga guru tidak selalu dapat memberikan perhatian yang cukup kepada siswa dan melaksanakan proses pendidikan yang detail untuk setiap siswa.

Dalam beberapa tahun terakhir, proliferasi platform pembelajaran daring telah secara signifikan memudahkan akses terhadap data pendidikan. Platform pembelajaran daring telah menghasilkan big data. Data ini dapat diproses dan disajikan, serta informasi yang dapat digunakan untuk menentukan strategi pembelajaran dan saran bagi siswa melalui alat bantu pembelajaran. Alat bantu pembelajaran yang menyediakan strategi pembelajaran untuk setiap siswa sangat penting untuk mendukung proses pendidikan, terutama dengan rasio siswa-guru yang buruk. Alat bantu pembelajaran ini penting untuk didesain agar memudahkan guru dalam memberikan bimbingan yang relevan dengan kebutuhan siswa, dengan fokus khusus pada siswa yang kurang berprestasi.

Beberapa sistem bimbingan akademik telah diterapkan di berbagai lembaga pendidikan, sebagai berikut: sistem rekomendasi mata kuliah dan bimbingan akademik sangat penting bagi lembaga pendidikan tinggi untuk mengelola penjadwalan, pendaftaran, dan bimbingan di tengah meningkatnya jumlah mahasiswa dan beragamnya pilihan kurikulum. Sistem ini memungkinkan mahasiswa mendaftar mata kuliah tanpa khawatir tentang ketersediaan, memfasilitasi keselarasan dengan teman sekelas yang berada di jalur akademik dan tingkat kualifikasi yang sama (?). Mekanisme bimbingan lanjutan untuk membantu mahasiswa sarjana selama pendaftaran berdasarkan penambangan data dan penambangan aturan asosiasi untuk menganalisis ketergantungan antar mata kuliah dan memberikan panduan dalam memilih mata kuliah yang

secara historis menghasilkan kinerja mahasiswa yang memuaskan. Meskipun belum sepenuhnya otomatis, sistem ini dapat secara signifikan mengurangi waktu yang dihabiskan oleh penasihat untuk membantu banyak mahasiswa. Selain itu, mahasiswa dapat membuat pilihan mata kuliah yang tepat berdasarkan hubungan antar mata kuliah, meniru proses pengambilan keputusan di dunia nyata (?).

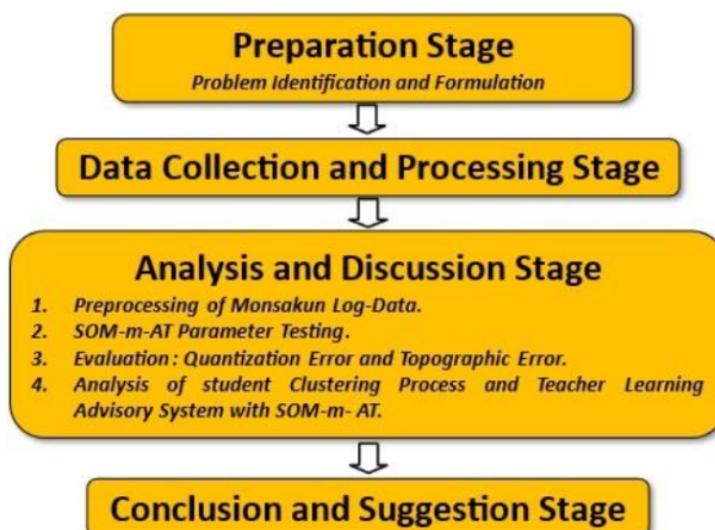
Studi ini mengembangkan kerangka kerja Penasihat Mahasiswa Otomatis menggunakan algoritma C4.5 untuk memprediksi pilihan jurusan mahasiswa tahun pertama, dengan tujuan meningkatkan kinerja akademik. Mereka mengelompokkan mahasiswa menggunakan algoritma k-means dan menghitung tingkat keberhasilan untuk setiap departemen dalam kelompok-kelompok tersebut. Tingkat keberhasilan ini mengarahkan mahasiswa ke jurusan dengan probabilitas keberhasilan tertinggi (?). Keberadaan daring secara bertahap menjadi hal yang wajib bagi semua lembaga pendidikan. Oleh karena itu, sejumlah besar karya ilmiah kini dapat diakses secara daring. Meskipun demikian, penasihat akademik masih kesulitan untuk mengawasi dan membimbing kemajuan akademik serta aktivitas mahasiswa mereka dengan sukses, meskipun tren ini terus berkembang.

Penggunaan teknologi informasi untuk tujuan pendidikan. Tujuan sistem ini bukanlah untuk menggantikan peran penasihat manusia (staf). Sebaliknya, sistem ini membebaskan mahasiswa untuk fokus pada hal-hal penting terkait pendaftaran mata kuliah dan memberikan akses terbuka kepada penasihat profesional, sehingga mengurangi beban kerja penasihat manusia. Dengan menggunakan teknologi berbasis web, makalah ini menawarkan sistem penasihat yang ditingkatkan untuk tujuan pendidikan (?).

Peneliti ini memperkenalkan konsep "grafik perangkap" untuk mengukur tingkat keterlibatan dan pemahaman siswa dalam lingkungan pembelajaran pemecahan masalah. Grafik perangkap mengidentifikasi kesalahan umum atau "perangkap" yang dihadapi siswa. Nilai perangkap yang dihasilkan dari grafik ini menjadi dasar untuk mendeteksi kondisi perangkap, yang menandakan situasi di mana siswa mungkin kesulitan memahami struktur masalah. Namun, penelitian ini masih berada pada tahap awal dan memerlukan analisis lebih lanjut, termasuk meninjau visualisasi untuk setiap tugas. Studi yang diusulkan bertujuan untuk mengembangkan sistem penasihat pembelajaran yang lebih intuitif yang dapat digunakan guru dengan mudah tanpa harus mahir dalam pengolahan data. Studi sebelumnya yang berbeda menggunakan MONSAKUN, yaitu platform pembelajaran daring untuk anak sekolah dasar yang belajar aritmatika di Jepang (?). Di platform ini, siswa diberikan kumpulan soal yang sama dan dapat mengembangkan strategi sendiri untuk memecahkan soal. Aktivitas belajar siswa di MONSAKUN direkam sebagai data logbook. Data ini juga dapat digunakan untuk berbagai tujuan, termasuk identifikasi perilaku belajar siswa, peningkatan kinerja melalui pemecahan masalah, dan perbaikan lingkungan belajar

secara keseluruhan (?).

Banyak komunitas penelitian telah menunjukkan minat yang signifikan dalam memprediksi perilaku siswa dan mengekstrak wawasan berharga dari pola-pola tersebut, didukung oleh ketersediaan data pendidikan yang luas. Penggunaan informasi sering kali dipandu oleh komunitas analitik pembelajaran, yang menekankan pada peningkatan lingkungan pembelajaran secara keseluruhan, daripada hanya berfokus pada peningkatan prestasi siswa (?). Kolaborasi interdisipliner dalam penerapan dan analisis data pembelajaran telah menghasilkan berbagai terminologi, termasuk analisis pembelajaran, analisis akademik, dan analisis prediktif (?). Perbedaan strategi yang digunakan siswa dalam memecahkan masalah berasal dari cara dan proses berpikir yang berbeda-beda. Setelah itu, metode yang mereka gunakan untuk memecahkan masalah tersebut didokumentasikan sebagai data karakteristik pembelajaran, di mana setiap siswa ditampilkan sebagai titik dalam ruang berdimensi tinggi dengan dimensi yang menunjukkan jumlah fitur pembelajaran (?).



Gambar 6.1: Metodologi Penelitian

Karena MONSAKUN menyediakan data berdimensi tinggi, Peta Organisasi Diri (SOM) digunakan untuk mereduksinya menjadi dua dimensi (?) guna visualisasi intuitif dan penemuan kemiripan. Peta dua dimensi yang dihasilkan oleh SOM digunakan untuk menginterpretasikan dan mengidentifikasi kesamaan antar siswa. Algoritma yang digunakan dalam sistem penasihat pembelajaran siswa ini berfokus pada pengenalan algoritma baru, Self-Organizing Maps-m-Ary Tree (SOM-m-AT).

Penelitian sebelumnya terkait kombinasi SOM dan teori graf telah diusulkan dalam pendekatan partisi graf untuk pengelompokan SOM (?). Dalam studi ini, pohon

m-Ary dalam SOM digunakan untuk menganalisis hasil pengelompokan siswa dan memberikan umpan balik kepada guru.

Penelitian ini berusaha mengembangkan alat pendidikan yang memungkinkan guru menganalisis perilaku belajar siswa secara intuitif dan selanjutnya membantu guru menghasilkan saran yang bermakna, terutama untuk siswa dengan kinerja rendah. Hal ini dimungkinkan oleh ketersediaan data belajar siswa yang diperoleh melalui platform belajar digital. Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

Pertama, studi ini mengelompokkan siswa dengan karakteristik belajar yang serupa dari suatu kluster, sementara siswa yang berbeda berasal dari kluster yang berbeda dan dikelompokkan dalam kluster lain. Karena tujuan kami adalah mengembangkan alat analitis yang intuitif, kami perlu menyajikan kluster-kluster ini secara intuitif sehingga guru yang tidak necessarily ahli dalam analisis data dapat memahaminya. Oleh karena itu, kami mengadopsi teknik visualisasi melalui pengurangan dimensi.

Kedua, kami membangun Sistem Penasihat Pembelajaran (LAS) yang diusulkan berdasarkan kesamaan siswa menggunakan SOM-m-AT. Analisis matematis dilakukan pada data eksperimental dari MONSAKUN, platform pembelajaran yang digunakan di Jepang untuk mengajarkan aritmatika kepada siswa sekolah dasar. Hasilnya menunjukkan seberapa efektif strategi yang diusulkan.

Metodologi penelitian digambarkan dalam Gambar 1. Metodologi penelitian ini dibagi menjadi empat tahap: Tahap persiapan; pengumpulan data dan pengolahan data; tahap analisis dan pembahasan, yang meliputi :

1. Prasunting Data Log MONSAKUN,
2. Pengujian parameter SOM-m-AT,
3. Evaluasi: Kesalahan kuantisasi dan kesalahan topografi,
4. Analisis proses pengelompokan siswa dan Sistem Penasihat Pembelajaran Guru dengan SOM-m-AT,

Sedangkan tahap terakhir adalah kesimpulan dan saran. Berikut adalah noveltas utama dalam makalah ini: Untuk menciptakan sistem penasihat pembelajaran, teknik SOM-m-AT yang menggabungkan manfaat SOM dan grafik m-AT ditawarkan. Data dari MONSAKUN, kerangka kerja pembelajaran digital Jepang yang menekankan pemecahan masalah dalam pembelajaran matematika sekolah dasar, digunakan dalam studi ini.

Bagian-bagian selanjutnya dari makalah ini disusun sebagai berikut: Bagian 2 memberikan gambaran singkat tentang peta self-organizing dan struktur pohon yang digunakan dalam penelitian ini. Bagian 3 menjelaskan eksperimen teknis yang

dilakukan. Bagian 4 menyajikan dan menganalisis hasil eksperimen, sementara Bagian 5 menyimpulkan makalah dan mengusulkan arah penelitian di masa depan.

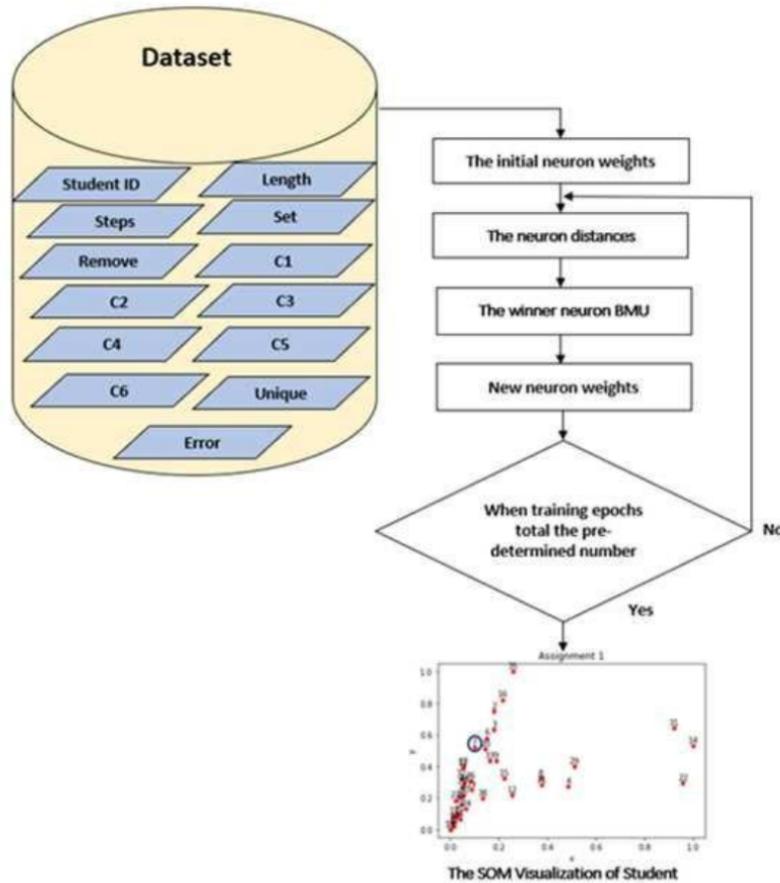
6.2 Peta SOM dan Struktur Pohon m-AT

Kohonen menciptakan SOM, jenis jaringan saraf tiruan (JST), pada tahun 1980-an. SOM telah diterapkan secara efektif di beberapa bidang, termasuk kuantisasi vektor, pengenalan pola, analisis teks lengkap, analisis gambar, regresi, dan diagnostik kesalahan (?). SOM, sebagai jaringan saraf, memetakan data berdimensi tinggi ke ruang berdimensi lebih rendah, yang diwakili oleh kisi neuron yang terhubung ke vektor kamus dengan dimensi yang sama dengan data input. Proses pembelajaran SOM dijelaskan dalam Gambar 2.

Sifat matematis perilaku pembelajaran SOM telah dijelaskan secara rinci (?), (?) tetapi akan diuraikan secara singkat sebagai berikut :

Misalkan $X(t) = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ adalah vektor input berdimensi n , dan $W_i(t) = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in})$ adalah vektor kamus kode yang terkait dengan neuron ke- i pada waktu t , sedangkan indeks *Best Matching Unit* (BMU) adalah w_{in} , seperti yang ditentukan dalam Persamaan (2.1).

$$w_{in} = \arg \min_i \|X(t) - W_i(t)\|$$



Gambar 6.2: Algoritma Pembelajaran SOM

Setelah menentukan BMU, setiap vektor referensi dimodifikasi sebagai berikut.

$$W_j(t+1) = W_j(t) + \alpha(t) h(w_{in}, j, t) [X(t) - W_j(t)]$$

Dalam Persamaan (2.2), $\alpha(t)$ menunjukkan laju pembelajaran yang menurun, sedangkan $h(w_{in}, j, t)$ merupakan fungsi tetangga yang menurun seiring dengan bertambahnya jarak geometris antara neuron pemenang (*Best Matching Unit* atau BMU) dan neuron ke- j pada peta. Fungsi tetangga menjamin bahwa masukan berdimensi tinggi yang dipetakan ke ruang berdimensi rendah tetap mempertahankan struktur topologisnya.

Fungsi ini umumnya merupakan fungsi Gaussian yang dapat didefinisikan sebagai:

$$h_{cj}(t) = \exp\left(-\frac{\|r_c - r_j\|^2}{2\sigma^2(t)}\right)$$

Di sini, $coord(w_{in})$ dan $coord(j)$ mewakili koordinat *Best Matching Unit* (BMU) dan neuron ke- j , sedangkan $\sigma(t)$ adalah parameter skala yang ditentukan secara empiris.

Ada banyak algoritma untuk metode pengurangan dimensi (DR), di mana salah satu algoritma DR tertua adalah Analisis Komponen Utama (PCA). PCA adalah algori-

tma yang mengurangi dimensi data dengan mengidentifikasi yang disebut Komponen Utama (?). Meskipun PCA dapat diimplementasikan dengan mudah, algoritma ini dibatasi oleh linearitas dalam menentukan Komponen Utama. Oleh karena itu, PCA mungkin tidak dapat menggambarkan non-linearitas dalam data secara memadai. Algoritma pengurangan dimensi konvensional lainnya adalah Analisis Diskriminan Linier (LDA). Mirip dengan PCA, LDA juga merupakan metode DR yang dibatasi oleh linearitas, tetapi mempertimbangkan label kelas data (?). Dalam studi ini, kami menggunakan Peta Organisasi Diri (SOM) karena kemudahan implementasinya tanpa dibatasi oleh linearitas. Selama beberapa dekade terakhir, berbagai varian SOM telah digunakan secara luas untuk analisis dan visualisasi data, misalnya: (?), (?), (?). Dalam studi ini, SOM menghasilkan peta 2D yang mempertahankan hubungan topologis dalam data pembelajaran berdimensi tinggi. Siswa dengan karakteristik pembelajaran serupa dikelompokkan, sementara yang memiliki karakteristik berbeda ditempatkan lebih jauh. Tujuan utama studi ini adalah mengidentifikasi siswa yang mengalami kesulitan akademis, karena mereka dapat memperoleh manfaat terbesar dari dukungan guru yang ditargetkan. Dengan memvisualisasikan siswa-siswa ini dan teman sebayanya yang menunjukkan strategi belajar efektif di dekat mereka pada peta, pendidik dapat memfasilitasi pembelajaran antar teman sebaya. Tujuannya adalah mendorong siswa yang mengalami kesulitan untuk mengadopsi kebiasaan belajar efektif dari teman sebayanya yang lebih sukses. Mengingat kesamaan gaya belajar, siswa-siswa ini dapat melakukan penyesuaian bertahap pada pendekatan mereka tanpa membutuhkan perubahan yang signifikan. Diperkirakan bahwa penerapan konsisten strategi ini pada berbagai tugas akan membawa perbaikan bertahap pada siswa.

Temuan studi menunjukkan bahwa SOM menghasilkan hasil yang memadai dan mampu memenuhi hasil yang diinginkan. Apakah strategi ini juga efektif dalam membagi siswa ke dalam kelompok berdasarkan materi pembelajaran digital yang telah mereka gunakan? Hal ini menimbulkan pertanyaan apakah pertanyaan penelitian, yang akan menggunakan teknik penilaian kesalahan kuantisasi (QE) dan kesalahan topografi (TE) (?), berkaitan dengan kinerja SOM dalam hal data pendidikan. Fokus utama studi ini adalah bagaimana menggunakan algoritma SOM untuk mengevaluasi perilaku siswa saat menyelesaikan tugas pada media pembelajaran. Untuk memahami tantangan belajar siswa dengan lebih baik dan memberikan umpan balik pembelajaran yang lebih tepat dan tepat waktu, diharapkan jawaban atas pertanyaan penelitian ini akan tinggi. Setelah pembangkitan peta dimensi rendah siswa, kesamaan mereka perlu diidentifikasi. Meskipun SOM menawarkan visualisasi intuitif kesamaan, ia tidak secara eksplisit menyediakan ukuran kesamaan. Dalam hal ini, kami menggunakan m-Ary Tree (m- AT) sebagai ukuran eksplisit kesamaan siswa, di mana seorang siswa diwakili oleh sebuah node. Siswa lain yang berada di dekat node tersebut pada peta dianggap sebagai anak dari node tersebut. Perlu dicatat bahwa SOM membentuk peta

topologis di mana jarak mewakili ketidaksamaan. Oleh karena itu, ukuran kesamaan yang diperlukan untuk membuat m-AT dapat dihitung langsung dari SOM. Ukuran kesamaan ini lebih intuitif daripada pengukuran langsung data asli. m-Ary Trees (m-AT) memungkinkan setiap node memiliki maksimal m-anak yang mewakili pola belajar siswa (?).

Setelah pembangkitan peta dimensi rendah dari seorang siswa, kesamaan di antara mereka perlu diidentifikasi. Meskipun SOM menawarkan visualisasi intuitif dari kesamaan, ia tidak secara eksplisit menyediakan ukuran kesamaan. Dalam hal ini, kami menggunakan m-Ary Tree (m-AT) sebagai ukuran eksplisit kesamaan siswa, di mana seorang siswa tertentu diwakili oleh sebuah node. Siswa lain yang berada di dekat siswa tersebut pada peta dianggap sebagai anak dari node tersebut. Di sini, perlu dicatat bahwa SOM membentuk peta topologis di mana jarak mewakili ketidaksamaan. Oleh karena itu, ukuran kesamaan yang diperlukan untuk membuat m-AT dapat dihitung langsung dari SOM. Ukuran kesamaan ini lebih intuitif daripada pengukuran langsung data asli. m-Ary Trees (m-AT) memungkinkan setiap node memiliki maksimal m-anak.

Diharapkan pendekatan yang diusulkan dapat mengelompokkan dan memvisualisasikan karakteristik belajar siswa sekolah dasar di berbagai proyek matematika online. Penelitian ini menggunakan log data MONSAKUN, sebuah platform pembelajaran digital yang berfokus pada latihan aritmatika melalui penyajian masalah berbasis narasi, sebagai studi kasus.

Penerapan m-AT dalam studi kami berfungsi sebagai kerangka kerja dasar untuk mengorganisir dan menganalisis karakteristik belajar siswa sekolah dasar yang terlibat dalam latihan matematika di lingkungan belajar digital MONSAKUN. Dengan memanfaatkan struktur hierarkis m-Ary Trees, kami dapat mengkategorikan dan mengelompokkan data kinerja siswa secara efisien, memungkinkan analisis mendalam terhadap karakteristik belajar. Kemampuan penyesuaian faktor cabang ‘ m ’ memungkinkan kami menyesuaikan analisis dengan pencapaian belajar siswa dan memetakan hasilnya secara sesuai. Dengan mengintegrasikan m-AT dengan pendekatan pemecahan masalah dan integrasi kalimat matematika, kami bertujuan untuk mengungkap wawasan yang dapat ditindaklanjuti untuk membantu guru dengan memberikan saran.

6.3 Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini, kami menjelaskan landasan teoritis pengembangan ini. Karakteristik pembelajaran dari 39 siswa pada lima tingkat kesulitan—tingkat 1 dengan 12 soal, tingkat 2 dengan tiga soal, tingkat 3 dengan 12 soal, tingkat 3 dengan tiga soal, tingkat 4 dengan tiga soal, dan tingkat 5 dengan 12 soal—digunakan sebagai data untuk eksperimen dalam artikel ini. Karena level 2 dan 4 hanya memiliki tiga soal,

keduanya tidak digunakan (?) MONSAKUN mencatat aktivitas siswa selama kegiatan pemecahan masalah, yang mencakup fitur-fitur berikut:

1. ID Siswa. Ini mencakup variabel kunci utama yang membedakan setiap siswa.
2. Durasi. Mencatat waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan tugas dalam detik.
3. Langkah. Ini terdiri dari jumlah langkah (set dan remove) yang dilakukan.
4. Set. Ini mencakup jumlah langkah set yang dilakukan oleh siswa.
5. Hapus. Angka ini menunjukkan jumlah langkah penghapusan yang dilakukan oleh siswa.
6. C1, C2, C3, C4, C5, C6. Mereka mencakup jumlah kartu soal cerita aritmatika yang digunakan dengan indeks =1-6.
7. Unik. Ini mencakup jumlah susunan kartu unik yang digunakan oleh siswa.
8. Kesalahan. Menunjukkan jumlah kesalahan yang terjadi selama penggerjaan tugas.

Dari hasil eksperimen SOM dalam studi ini, QE dan TE masing-masing sebesar 0.1556 dan 0.1666 pada 3. Hasil ini menunjukkan bahwa SOM menangkap struktur kesamaan sampel dalam representasi dimensi rendah mereka.

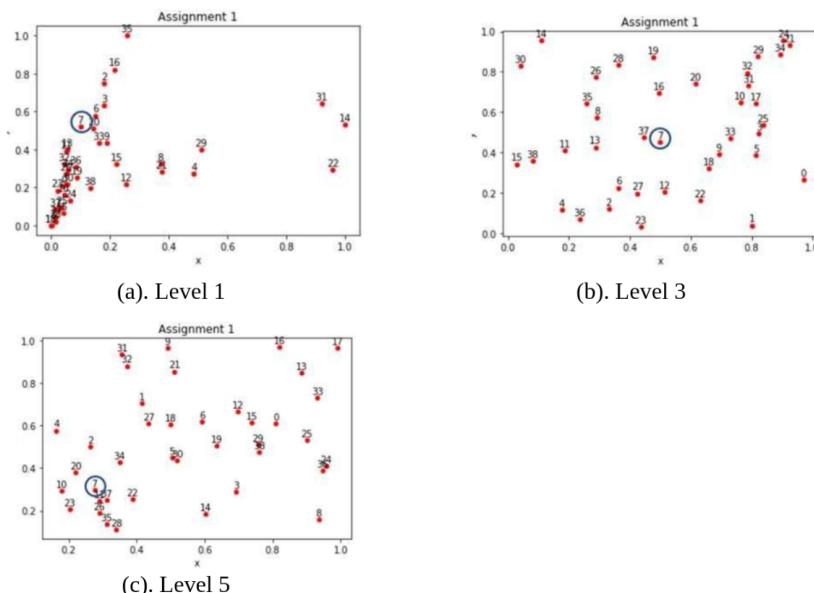
Kami melatih SOM untuk setiap level pada setiap tugas untuk memvisualisasikan karakteristik siswa. Gambar 3 memvisualisasikan distribusi karakteristik siswa untuk tugas 1 (level 1). Setiap angka pada peta mewakili ID siswa tertentu. Di sini, misalnya, kita dapat secara intuitif memahami bahwa siswa 2 memiliki kesamaan perilaku belajar dengan siswa 16 tetapi sangat berbeda dari siswa 22. Di sudut kiri bawah peta, kita dapat mengamati sekelompok siswa dengan kesamaan perilaku belajar yang serupa, sementara di sisi kanan peta, kita dapat mengamati tiga siswa (31, 14, 22) yang secara jelas berbeda dari siswa lainnya. Dari hasil di atas, SOM dapat memberikan informasi intuitif secara visual (hanya dengan melihat grafik), hal ini sangat penting bagi guru yang tidak familiar dengan ilmu data untuk mengetahui Pola Belajar Siswa. Dari sini, penelitian SOM memiliki makna.

Siswa 7 (lingkaran biru) adalah siswa dengan performa terburuk. Untuk tugas 1 (level 1), siswa ini memiliki kesamaan dengan banyak siswa lain (6, 20, 33) dan berpotensi mendapatkan manfaat dengan meniru perilaku belajar mereka.

Tujuh kategori kesalahan dalam penyusunan soal yang diidentifikasi oleh model tugas MON-SAKUN adalah: (1) Jenis cerita yang berbeda; (2) Rumus perhitungan

yang berbeda; (3) Cerita dan perhitungan yang berbeda; (4) Kesalahan objek; (5) Kesalahan nilai/angka; (6) Kesalahan nilai objek; dan (7) Cerita tidak terbentuk. Gambar 3 menggambarkan diagram alir evaluasi kesalahan. Sistem memberikan pesan umpan balik berdasarkan jenis kesalahan yang dibuat siswa saat menyelesaikan soal yang salah. Gambar ?? menunjukkan diagram alir evaluasi kesalahan MONSAKUN (?).

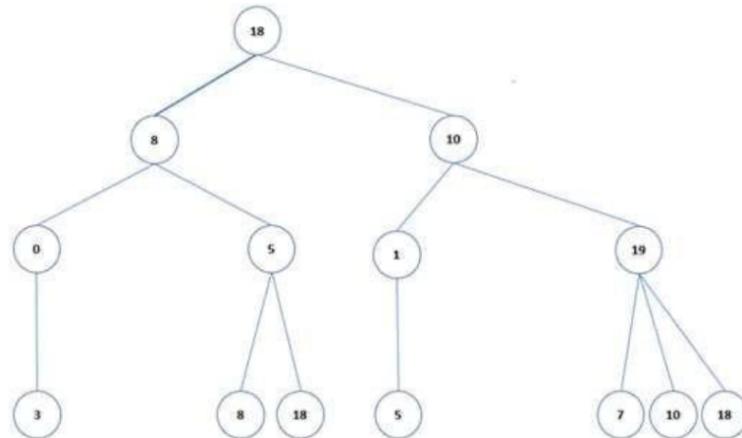
Contoh urutan keadaan yang telah diselesaikan oleh siswa yang berbeda ditampikan dalam Gambar 4. Gambar 5(a) menunjukkan bahwa keadaan 010 harus muncul empat kali pada langkah pertama, langkah ke-13, langkah ke-15, dan langkah ke-17 untuk mendapatkan jawaban yang benar. Hal ini sesuai dengan jarak 21, 9, 7, dan 5 pada masing-masing kasus. Kami dapat menemukan nilai jarak untuk keadaan 010 dalam urutan ini dengan mengambil rata-rata dari semua nilai jarak. Nilai jarak keadaan 010 dalam urutan ini adalah 11.



Gambar 6.3: Visualisasi SOM Siswa dalam Tugas 1: Level 1 (a), Level 3 (b), dan Level 5 (c)



Gambar 6.4: Contoh urutan keadaan (a) Urutan siswa 1 (b) Urutan siswa 2 (c) Urutan siswa 3



Gambar 6.5: Visualisasi Grafik SOM-m-AT untuk Siswa ke-18

Eksperimen ini menggunakan algoritma SOM-m-AT yang diusulkan. Gambar 6 menunjukkan struktur pohon yang berpusat pada siswa ke-18. Baris pertama adalah siswa (18), baris kedua menunjukkan bahwa siswa (8,10) memiliki kesamaan belajar tertinggi dengan siswa (18), baris ketiga menunjukkan siswa (0,5) yang memiliki kesamaan dengan siswa (8), dan seterusnya.

6 menunjukkan struktur pohon yang berpusat pada siswa (7). Baris pertama adalah siswa (7), baris kedua menunjukkan bahwa siswa (3,10,13,19) memiliki kesamaan paling banyak dalam belajar dengan siswa (7), baris ketiga menunjukkan siswa (7,15) yang memiliki kesamaan dengan siswa (3), dan seterusnya. Penentuan urutan siswa dengan prestasi terburuk:

1. Kesalahan terbanyak (Urutan pertama).
2. C4, C5, C6,
3. Jumlah langkah, dan
4. Durasi.

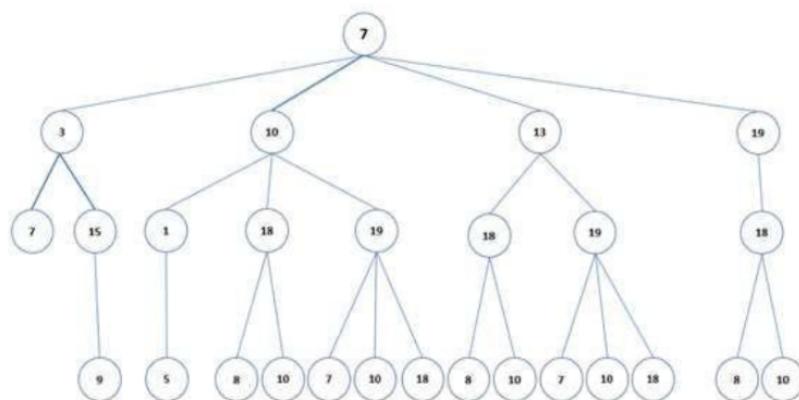
1 menunjukkan kriteria siswa terdekat berdasarkan jumlah kesalahan. Siswa 7 dengan kesalahan terburuk adalah 16.

Kemudian temukan siswa terdekat dan terbaik. Ada empat kriteria :

1. Kriteria "Kesalahan": Temukan jenis kesalahan yang dibuat oleh Siswa 7, lalu lihat bagaimana siswa dengan ID terdekat (misalnya: Siswa 10) dapat menyelesaikan masalah dengan melihat urutan langkah-langkah.

Tabel 6.1: Perbandingan Data Log Siswa (?) (3, 7, 10, 13, 19)

Fitur	ID 3	ID 7	ID 10	ID 13	ID 19
Panjang	542	457	562	755	31
Langkah	145	114	87	47	7
Set	75	60	45	25	5
Hapus	70	54	42	22	2
C1	14	10	5	11	1
C2	25	22	12	5	1
C3	19	17	35	7	1
C4	21	21	3	10	2
C5	51	18	16	5	0
C6	14	26	15	8	2
Unik	25	42	22	22	7
Kesalahan	11	16	14	6	1
E1	6	1	7	6	7
E2	1	5	7	6	0
E3	1	7	6	7	0
E4	7	6	6	7	0
E5	1	7	6	7	0
E6	7	5	6	5	0
E7	7	7	6	0	0
E8	7	6	7	0	0
E9	6	6	7	0	0
E10	1	7	5	0	0
E11	7	1	1	0	0
E12	0	1	6	0	0



Gambar 6.6: Visualisasi Grafik SOM-m-AT Siswa ke-7

2. Kriteria "C4": Kartu 4 adalah kartu dummy yang disediakan secara sengaja untuk menguji pemahaman siswa terhadap ekspresi numerik.

- Tugas: "Berapa jumlah totalnya" yang dapat diselesaikan dengan "8–3."
- Kalimat untuk setiap kartu, dari yang pertama hingga keenam, adalah:
 - (a) Ada tiga kelinci putih.
 - (b) Ada kelinci hitam.
 - (c) Ada delapan kelinci putih dan hitam secara keseluruhan.
 - (d) Ada delapan kelinci putih.
 - (e) Ada tiga kelinci putih lebih banyak daripada kelinci hitam.
 - (f) Ada tiga kelinci cokelat.

Dalam situasi ini, banyak siswa merasa bingung, salah mengasosiasikan ekspresi numerik "8" dengan kalimat eksistensi "Ada 8 kelinci putih" daripada kalimat relasional "Ada delapan kelinci putih dan hitam secara keseluruhan." Siswa masih bingung antara kartu kalimat eksistensi dan relasional, jadi mereka perlu memahami ekspresi numerik.

3. Kriteria "C5": Kartu 5 adalah kartu dummy, disediakan secara sengaja untuk menguji pemahaman siswa terhadap cerita. Komposisi ini tidak membentuk jenis cerita tertentu. Siswa menggunakan kartu 5, yang mencerminkan cerita perbandingan, bukan cerita kombinasi. Tugas 1 tentang cerita kombinasi, jadi siswa tidak memahami cerita dalam pertanyaan.

4. Kriteria "C6": Kartu 6 adalah kartu dummy, disediakan secara sengaja untuk menguji pemahaman siswa tentang objek. Mahasiswa menggunakan kartu 6, yang menggambarkan objek yang berbeda (kelinci cokelat) daripada kelinci putih atau hitam. Tugas 1 berkaitan dengan kombinasi kelinci putih dan hitam, sehingga mahasiswa tidak memahami kombinasi objek cerita. MONSAKUN ini terdiri dari tiga kartu kalimat yang saling terhubung. Jika ada satu kartu yang tidak terkait, hal itu akan menyebabkan kesalahan.

Dari eksperimen, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5 dan 6, kita dapat menemukan bahwa siswa terburuk adalah siswa ke-7 dan ke-18. Kami memilih siswa ke-7 sebagai A sebagai siswa terburuk dibandingkan dengan siswa ke-10 sebagai B, dan siswa ke-3 sebagai C. Kemudian, kami membandingkan fitur-fitur A dan B (atau C). Lihat Tabel I. Dari fitur-fitur yang dihilangkan pada A, B, dan C, kami menemukan fitur-fitur dengan perbedaan nilai terbesar adalah A dan C. Fitur yang dihapus dari C (nilai 70) lebih besar daripada A (nilai 54), sehingga guru dapat menyarankan A untuk meningkatkan nilai fitur yang dihapus ini agar lebih dekat dengan C. Dengan cara

yang sama, kita memilih fitur kesalahan di mana C memiliki perbedaan terbesar dari A, sehingga guru harus menyarankan A untuk sedikit meningkatkan skor fitur kesalahan agar lebih dekat dengan skor C. Secara teknis, guru-guru sebaiknya memberikan pelajaran tambahan kepada A tentang soal cerita aritmatika agar kemampuannya lebih mendekati C.

6.4 Kesimpulan

SOM-m-AT diusulkan sebagai metode baru untuk mempelajari kesamaan siswa dalam sistem bimbingan. Melalui beberapa eksperimen empiris, dapat diamati bahwa metode SOM-m-AT yang diusulkan outperforms SOM dalam efisiensi pembelajaran dan tingkat keberhasilan. Dalam penelitian ini, dengan metode SOM m-AT yang diusulkan, kami menemukan siswa dengan performa terburuk. Kita dapat mengetahui masalah yang dihadapi siswa, sehingga: menemukan siswa terdekat untuk mencoba menyelesaikan masalah yang terkait dengan strategi berpikir. Penelitian ini dapat memberikan informasi kepada guru untuk memberikan umpan balik yang sesuai berdasarkan masalah yang dihadapi siswa.

Dalam penelitian selanjutnya, kami berencana mengintegrasikan informasi yang diperoleh dari peta ini ke dalam grafik kesamaan yang lebih baik menggambarkan kesamaan siswa secara hierarkis. Grafik ini dapat digunakan untuk secara otomatis menghasilkan saran pembelajaran yang dapat disesuaikan secara manual oleh guru dengan tujuan utama membantu siswa. Langkah selanjutnya adalah membangun antarmuka intuitif dan interaktif yang memungkinkan guru menggunakan alat saran ini dengan mudah. Sistem saran ini akan diimplementasikan dan dievaluasi secara menyeluruh di Indonesia.

Ucapan Terima Kasih. Para penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada Profesor Tsukasa Hirashima, Departemen Informatika dan Ilmu Data, Universitas Hiroshima, Jepang, atas dukungannya dalam penelitian ini dengan data MONSAKUN.

BAB VII

PERSEPSI GURU SEKOLAH DASAR TERHADAP SISTEM PENASEHAT PEMBELAJARAN BERDASARKAN KEMIRIPAN SISWA

7.1 Pendahuluan

Perkembangan teknologi pembelajaran memiliki dampak dan pengaruh yang signifikan terhadap proses pembelajaran siswa. Jepang, yang memiliki salah satu sistem pendidikan terbaik di dunia, mengembangkan berbagai infrastruktur digital pendukung. Jepang sering dijadikan acuan oleh negara-negara berkembang sebagai model untuk meningkatkan kualitas pendidikan (?). Sistem pendidikan Indonesia masih banyak yang dapat dipelajari dari Jepang. Berbeda dengan Jepang, sistem pendidikan di Indonesia belum sepenuhnya menerapkan teknologi pembelajaran di semua sekolah sebagai alat untuk mendukung pembelajaran atau memantau siswa di sekolah.

Salah satu platform teknologi pembelajaran yang dikembangkan di Jepang adalah MONSAKUN dari Universitas Hiroshima untuk anak-anak sekolah dasar (?). MONSAKUN adalah lingkungan pembelajaran berbasis komputer yang memfasilitasi pembelajaran melalui soal-soal matematika praktis yang melibatkan operasi penjumlahan dan pengurangan tunggal. MONSAKUN bertujuan untuk memberikan penilaian dan umpan balik otomatis atas ujian yang dikirimkan oleh siswa sekolah dasar. Hal ini memungkinkan guru untuk memantau kemajuan individu siswa dan kemajuan kelas secara keseluruhan secara real-time (?). MONSAKUN menghasilkan data log proses berpikir siswa sekolah dasar dalam belajar aritmatika dasar. Data Log ini kemudian dianalisis dalam (?).

Dalam studi ini, kami mengembangkan teknik visualisasi menggunakan Self-Organizing Maps (SOM) Kohonen. SOM merupakan alat yang berharga untuk memahami dan menganalisis data berdimensi tinggi ?. Dalam konteks pendidikan, visualisasi merupakan pendekatan intuitif bagi guru yang belum tentu familiar dengan ilmu data. Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (??) membahas tentang mengidentifikasi siswa dengan kinerja rendah dan memberikan bimbingan untuk meningkatkan prestasi akademik mereka melalui analisis data perilaku belajar. Menggunakan metode Self-Organizing Maps-m-Ary Tree (SOM-m-AT), karakteristik belajar siswa ditekankan ke dalam representasi topologis dua dimensi untuk membantu guru mengenali pola belajar mereka. Hasil menunjukkan bahwa siswa dengan perilaku belajar serupa cenderung berkelompok. Representasi dimensi rendah ini kemudian digunakan untuk

mengidentifikasi siswa berprestasi rendah dan siswa lain yang memiliki karakteristik belajar serupa tetapi hasil yang lebih baik. Kesamaan belajar kemudian digunakan untuk menghasilkan saran bagi siswa dengan kinerja rendah tanpa harus mengubah pola belajar mereka secara drastis. Karakteristik utama sistem ini terletak pada kemampuannya untuk mengelompokkan siswa berdasarkan kesamaan topologis dalam perilaku belajar, tanpa memerlukan guru untuk memiliki pemahaman mendalam tentang teknik analisis data. Hal ini membuatnya sangat cocok untuk diterapkan di tingkat pendidikan dasar, di mana guru membutuhkan alat intuitif untuk memberikan bimbingan yang terarah.

Untuk mengeksplorasi penerapan nyata pendekatan berbasis data ini dalam konteks pendidikan yang berbeda, penting untuk menganalisis bagaimana sistem semacam ini dipersepsi oleh pengguna yang dituju—guru. Memahami penerimaan teknologi ini oleh guru sangat penting ketika sistem akan diimplementasikan di lingkungan dengan tingkat kesiapan teknologi yang berbeda dari tempat sistem tersebut dikembangkan. Oleh karena itu, studi ini berfokus pada penyelidikan persepsi guru matematika sekolah dasar di Kota Malang, Indonesia, menggunakan Model Penerimaan Teknologi (TAM) ??? sebagai kerangka analitis.

Bagian-bagian selanjutnya dari makalah ini disusun sebagai berikut: Bagian 2 memberikan gambaran singkat tentang metodologi penelitian dalam studi ini. Bagian 3 menyajikan hasil dan pembahasan, sementara Bagian 4 menyimpulkan makalah dan mengusulkan arah penelitian di masa depan.

7.2 Metodologi Penelitian

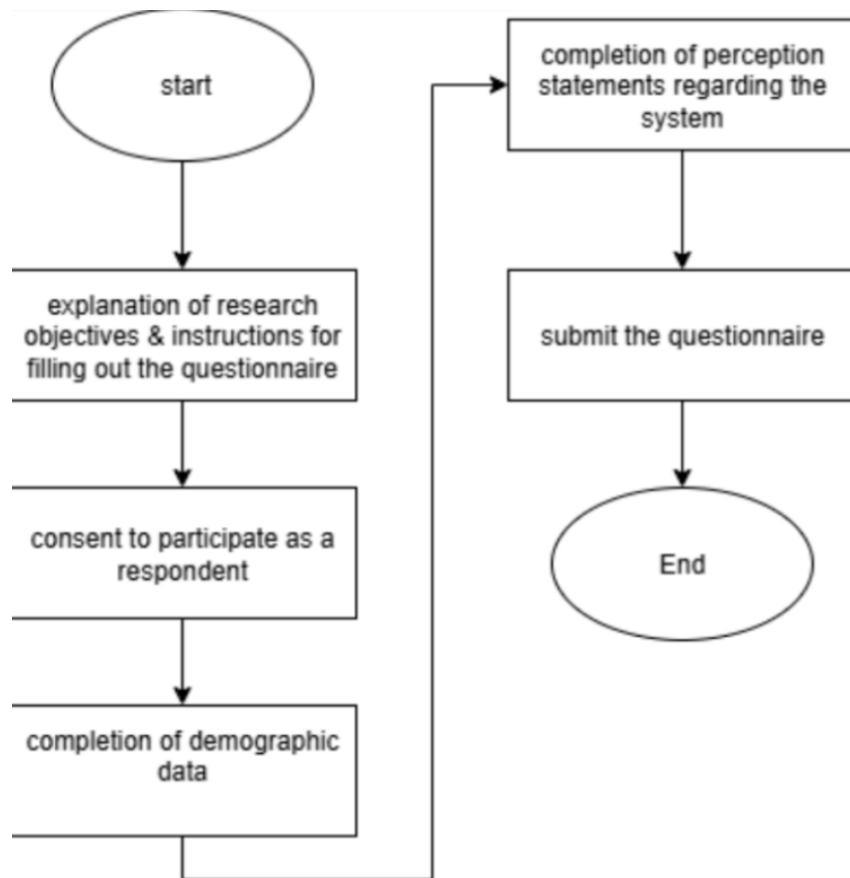
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan melakukan survei, sehingga tidak melibatkan pembentukan hipotesis. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk memahami pandangan guru tentang sistem bimbingan belajar di sekolah dasar. Pengumpulan data akan didasarkan pada fakta yang dirasakan oleh responden.

Teknik pengumpulan data kuesioner adalah metode yang digunakan untuk mengumpulkan informasi atau pendapat dari responden melalui serangkaian pertanyaan tertulis. Kuesioner biasanya terdiri dari berbagai jenis pertanyaan, seperti pilihan ganda, skala Likert, atau pertanyaan terbuka. Kuesioner adalah teknik pengumpulan data yang dilakukan dengan memberikan serangkaian pertanyaan atau pernyataan tertulis kepada responden untuk dijawab [10]. Kuesioner dibagi menjadi dua jenis: terbuka dan tertutup.

Dalam penelitian ini, kuesioner yang digunakan adalah kuesioner tertutup, di mana jawaban sudah disediakan dan responden hanya perlu memilih respons mereka. Peneliti juga menggunakan skala Likert 4 poin (bilangan genap) untuk menghindari bias kecenderungan pusat, yang dapat terjadi pada skala Likert bilangan ganjil. Skala Likert ini mencakup empat opsi jawaban: sangat tidak setuju, tidak setuju, setuju, dan

sangat setuju. Skala Likert digunakan untuk mengukur sikap, pendapat, dan persepsi individu atau kelompok terhadap fenomena sosial. Setiap pilihan jawaban diberi skor, dan responden harus menunjukkan apakah mereka mendukung pernyataan (positif) atau tidak mendukungnya (negatif) [10].

Setelah peneliti menyiapkan elemen-elemen yang diperlukan untuk pengumpulan data, mereka mencari populasi yang akan digunakan sebagai sampel data. Sampel adalah bagian dari jumlah total dan karakteristik yang dimiliki oleh populasi (?). Populasi adalah keseluruhan elemen yang akan diteliti dan memiliki karakteristik yang sama (?). Populasi dapat terdiri dari individu dalam suatu kelompok, peristiwa, atau entitas lain yang sedang diteliti. Dalam studi ini, populasi yang ditargetkan terdiri dari guru sekolah dasar di Malang, di mana persepsi mereka digunakan sebagai data untuk penelitian ini. Peneliti melakukan studi dengan guru sekolah dasar sebagai populasi, berjumlah 20 orang. Berikut adalah jumlah peserta penelitian berdasarkan jumlah responden yang mengajar siswa sekolah dasar.



Gambar 7.1: Pengumpulan Data

Pada tahap penjelasan, peneliti menjelaskan cara mengisi kuesioner, termasuk pernyataan dan variabel yang terkandung di dalamnya. Kuesioner ini mencakup variabel yang mencerminkan persepsi responden terhadap sistem bimbingan belajar. Tahap berikutnya adalah persetujuan responden. Responden adalah guru sekolah

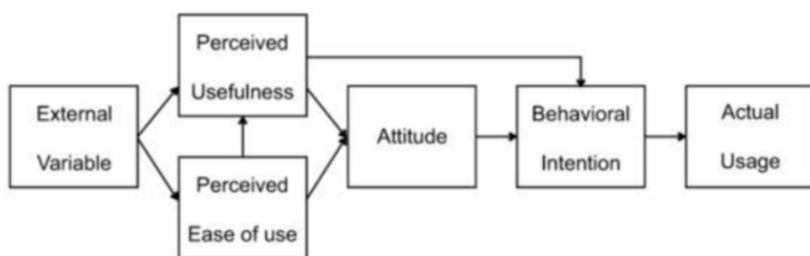
dasar di Malang, dengan usia rata-rata 35 tahun, pengalaman kerja rata-rata 7 tahun, tingkat pendidikan tertinggi rata-rata sarjana (S1), dan sebagian besar di antaranya mengajar mata pelajaran matematika. Setelah itu, dilanjutkan dengan tahap pengisian pernyataan persepsi, diikuti dengan pengembalian kuesioner. Alasan mereka dipilih sebagai responden target dalam studi ini adalah karena mereka adalah guru matematika yang mengajar di sekolah dasar di Kota Malang.

7.2.1 Model Penerimaan Teknologi (TAM)

Model Penerimaan Teknologi (TAM) adalah salah satu model teoritis yang dikembangkan untuk memahami dan memprediksi penerimaan teknologi oleh pengguna. Model ini pertama kali diperkenalkan oleh Fred D. Davis pada tahun 1986 sebagai adaptasi dari Teori Tindakan Berpikir (TRA) oleh Fishbein dan Ajzen.

TAM menjelaskan bahwa dua faktor utama mempengaruhi penerimaan teknologi: Kegunaan yang Dirasakan (PU) dan Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan (PEOU) [5]. Kegunaan yang Dirasakan merujuk pada sejauh mana seseorang percaya bahwa menggunakan sistem tertentu akan meningkatkan kinerjanya, sementara Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan merujuk pada sejauh mana seseorang percaya bahwa menggunakan sistem tersebut akan bebas dari upaya yang signifikan.

Model ini menekankan bahwa jika pengguna menganggap teknologi sebagai sesuatu yang berguna dan mudah digunakan, mereka lebih cenderung memiliki sikap positif terhadap penggunaannya, yang pada gilirannya akan mendorong niat dan keputusan mereka untuk menggunakan teknologi tersebut.



Gambar 7.2: Model Penerimaan Teknologi

Dalam Gambar 1, Model Penerimaan Teknologi (TAM) dapat diperluas melalui integrasi variabel eksternal, seperti dukungan organisasi, pelatihan, atau karakteristik individu, yang dapat mempengaruhi PU (Kegunaan yang Dirasakan) dan PEOU (Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan) [6]. Hal ini membuat TAM relevan dalam berbagai konteks, termasuk bidang pendidikan.

Di sisi lain, TAM banyak digunakan dalam konteks penelitian sistem informasi karena kesederhanaannya dan kemampuannya untuk menjelaskan niat perilaku terhadap penggunaan teknologi [6]. Dalam konteks pendidikan, model ini dapat di-

gunakan untuk mengukur sejauh mana guru atau pendidik menerima dan bersedia menggunakan teknologi instruksional.

7.2.2 Kontruksi TAM

Dalam adopsi teknologi baru di pendidikan, persepsi guru memainkan peran sentral. Oleh karena itu, untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi penerimaan guru terhadap teknologi sistem penasihat, penelitian ini menggunakan pendekatan Model Penerimaan Teknologi (TAM) yang dikembangkan oleh Davis (1986) dan diperluas oleh Venkatesh dan Davis (2000).



Gambar 7.3: Struktur Desain Penelitian Model

Model ini menjelaskan bahwa penerimaan teknologi dapat dipengaruhi oleh dua variabel utama: Kegunaan yang Dirasakan (PU) dan Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan (PEOU). Selain itu, model ini juga dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan variabel eksternal yang relevan dengan konteks penelitian, seperti Keyakinan Diri, Kompleksitas, Niat Perilaku untuk Menggunakan, dan Penggunaan Aktual. Model ini dapat dilihat pada Gambar 2.

1. Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan

Menjelaskan sejauh mana guru merasa bahwa sistem penasihat pembelajaran mudah dipelajari, dipahami, digunakan, dan diintegrasikan ke dalam aktivitas pengajaran.

2. Kegunaan yang Dirasakan

Menunjukkan keyakinan guru bahwa penggunaan sistem teknologi ini dapat meningkatkan efisiensi dan efektivitas dalam proses pengajaran dan pembelajaran, termasuk memberikan penilaian dan umpan balik kepada siswa.

3. Kompleksitas yang Dirasakan

Menilai tingkat kesulitan atau kompleksitas yang dirasakan oleh guru saat menggunakan sistem, baik dalam hal fitur, implementasi, maupun pemahaman terhadap hasil penilaian yang disediakan oleh sistem.

4. Kepercayaan Diri

Mengukur kepercayaan guru dalam mengoperasikan sistem, termasuk motivasi dan keterampilan mereka dalam menggunakan teknologi pendidikan dan memberikan umpan balik yang bermakna kepada siswa.

5. Niat Perilaku untuk Menggunakan

Menunjukkan sejauh mana guru memiliki niat atau keinginan untuk menggunakan sistem secara konsisten dalam kegiatan pengajaran, serta keterbukaan mereka untuk mengintegrasikan teknologi ke dalam proses pembelajaran.

6. Penggunaan Teknologi yang Sebenarnya

Mengacu pada tingkat penggunaan teknologi yang sebenarnya dalam aktivitas pembelajaran sehari-hari, termasuk sejauh mana guru menggunakan sistem untuk menilai, memantau, dan membimbing siswa.

7.2.3 Analisis Data

Analisis data penelitian dilakukan menggunakan perangkat lunak IBM SPSS Statistics :

1. Uji Validitas

Validitas berasal dari kata validitas, yang berarti sejauh mana alat ukur secara akurat dan tepat menjalankan fungsi pengukurnya [11]. Selain itu, validitas adalah ukuran yang menunjukkan apakah variabel yang diukur benar-benar mewakili variabel yang dimaksudkan untuk diteliti oleh peneliti [12].

2. Uji Reliabilitas

Keandalan adalah alat yang digunakan untuk mengukur kuesioner, yang berfungsi sebagai indikator variabel atau konstruk [13]. Sebuah kuesioner dikatakan andal atau dapat diandalkan jika respons seseorang terhadap pernyataan-pernyataan tersebut konsisten atau stabil dari waktu ke waktu. Keandalan suatu tes mengacu pada tingkat stabilitas, konsistensi, daya prediksi, dan akurasi.

3. Analisis Data

Analisis data adalah proses pencarian dan pengaturan data secara sistematis yang diperoleh dari wawancara, catatan lapangan, dan dokumentasi dengan menge-lompokkan data ke dalam kategori, membaginya menjadi unit, mensintesisnya, mengurnya ke dalam pola, memilih apa yang penting dan apa yang akan di-teliti, serta menarik kesimpulan sehingga mudah dipahami oleh diri sendiri dan orang lain [10].

4. Uji Normalitas

Uji normalitas bertujuan untuk menentukan apakah residu atau variabel gang-guan dalam model regresi mengikuti distribusi normal. Hal ini menunjukkan bahwa respons yang diberikan oleh responden dalam kuesioner akan bervariasi antara satu responden dengan responden lainnya. Oleh karena itu, uji normalitas dapat digunakan untuk menentukan apakah distribusi data pada pertanyaan tertentu memenuhi syarat normalitas. Uji normalitas sangat penting dalam statistik, terutama karena banyak metode analisis statistik mengasumsikan bahwa data yang digunakan berasal dari distribusi normal [14].

5. Uji Multikolinearitas

Multikolinearitas adalah fenomena dalam analisis regresi berganda yang terjadi ketika dua atau lebih variabel independen dalam model regresi memiliki hu-bungan linier yang sangat kuat. Hal ini menunjukkan adanya ketergantungan di antara variabel independen, yang dapat menyulitkan pemisahan efek individu masing-masing variabel terhadap variabel dependen. Keberadaan multikoline-aritas dapat menyebabkan estimasi koefisien regresi yang tidak stabil dan tidak dapat diandalkan, serta meningkatkan varians koefisien regresi, yang dapat me-nyebabkan kesalahan saat menafsirkan hasil analisis [15].

6. Uji Heteroskedastisitas

Heteroskedastisitas adalah masalah yang terjadi dalam model regresi linier ketika varians kesalahan (residu) tidak konstan di seluruh nilai variabel independen. Dalam kehadiran heteroskedastisitas, varians residu cenderung berubah seiring dengan perubahan nilai variabel independen. Herbert Glejser mengembangkan uji baru untuk mendeteksi heteroskedastisitas. Uji ini melibatkan regresi nilai ab-solut residual dari model regresi asli terhadap variabel independen yang diduga terkait dengan varians residual. Jika koefisien regresi secara statistik signifikan, hal ini menunjukkan adanya heteroskedastisitas [16].

7. Uji t

Uji t adalah metode statistik yang digunakan untuk menentukan apakah ada perbedaan yang signifikan antara rata-rata dua kelompok data. Teknik ini sering digunakan dalam penelitian kuantitatif, terutama ketika peneliti ingin meng-evaluasi efek atau perbedaan perlakuan antara dua kelompok yang dianalisis [17].

8. Uji F

Uji F dilakukan dengan membandingkan nilai F yang dihitung dari hasil regresi dengan nilai F tabel berdasarkan derajat kebebasan tertentu dan tingkat signifikansi yang telah ditentukan (biasanya 5% atau 0,05) [18]. Jika nilai F yang dihitung lebih besar dari nilai F tabel, dapat disimpulkan bahwa semua variabel independen dalam model secara bersamaan memiliki efek signifikan terhadap variabel dependen.

7.3 Hasil dan Pembahasan

Data dalam penelitian ini berasal dari skor kuesioner mengenai persepsi guru sekolah dasar di Malang terkait penggunaan sistem penasihat pembelajaran dalam konteks kelas. Penelitian ini dilakukan dengan pendekatan kuantitatif deskriptif melalui penyebaran kuesioner sebagai instrumen utama. Kuesioner yang terdiri dari 25 pertanyaan dibagikan kepada guru, dan wawancara juga dilakukan dengan guru yang mengajar di sekolah dasar. Jumlah responden dalam penelitian ini adalah 20 guru sekolah dasar.

7.3.1 Uji Validitas

Uji validitas juga dilakukan menggunakan perangkat lunak IBM SPSS untuk mengukur hubungan antara skor setiap item dan skor total variabel pada instrumen penelitian. Tabel hasil uji validitas dapat dilihat pada tabel di bawah ini.

Tabel 7.1: Hasil Uji Validitas pada Variabel Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan

Variabel	Kode Item	Nilai Korelasi yang Di-hitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan	X1.1	0.721	0.444	0.000	Valid
	X1.2	0.663	0.444	0.001	Valid
	X1.3	0.838	0.444	0.000	Valid
	X1.4	0.765	0.444	0.000	Valid

Dalam Tabel 1, variabel diukur menggunakan empat item pernyataan (X1.1 hingga X1.4) yang bertujuan untuk menilai persepsi guru terhadap kemudahan pemahaman dan penggunaan sistem penasihat pembelajaran. Hasil uji menunjukkan bahwa semua item memiliki nilai korelasi di atas r-table (0.444) dan nilai signifikansi yang sangat rendah ($p < 0.01$). Nilai korelasi berkisar antara 0.663 hingga 0.838, menunjukkan hubungan yang kuat dan signifikan antara setiap item dan skor total variabel.

Tabel 7.3: Hasil Uji Validitas pada Persepsi Kegunaan

Variabel	Kode Item	Nilai Korelasi yang Dihitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Kegunaan yang Dirasakan	X2.1	0.777	0.444	0.000	Valid
	X2.2	0.719	0.444	0.000	Valid
	X2.3	0.798	0.444	0.000	Valid
	X2.4	0.781	0.444	0.000	Valid
	X2.5	0.706	0.444	0.001	Valid

Dalam Tabel 2, variabel diukur menggunakan lima item pernyataan (X2.1 hingga X2.5) yang dirancang untuk menangkap persepsi guru mengenai manfaat sistem dalam meningkatkan efektivitas pengajaran. Hasil analisis data menunjukkan bahwa semua item memiliki nilai r antara 0.706 dan 0.798, dengan signifikansi ≤ 0.001 , menunjukkan hubungan yang kuat dan signifikan.

Tabel 7.5: Hasil Uji Validitas pada Kompleksitas

Variabel	Kode Item	Nilai Korelasi yang Dihitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Kompleksitas	X3.1	0.869	0.444	0.000	Valid
	X3.2	0.865	0.444	0.000	Valid
	X3.3	0.617	0.444	0.004	Valid

Dalam Tabel 3, variabel ini terdiri dari tiga item (X3.1 hingga X3.3) yang mengukur persepsi guru terhadap kompleksitas sistem. Meskipun konsepnya negatif, hasil

korelasi menunjukkan bahwa semua item memiliki nilai r yang dihitung berkisar antara 0.617 hingga 0.869, menunjukkan korelasi yang kuat dan signifikan dengan skor total. Temuan ini mengonfirmasi bahwa item-item variabel dalam Kompleksitas secara efektif mengukur persepsi guru terhadap tantangan teknis atau kesulitan dalam menggunakan sistem. Nilai tertinggi, X3.1 ($r = 0.869$), menyoroti bahwa guru memberikan penekanan yang signifikan pada aspek teknis.

Tabel 7.7: Hasil Uji Validitas pada Self-Efficacy (Efektivitas Diri)

Variabel	Kode Item	Nilai Korelasi yang Di-hitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Efektivitas Diri	X4.1	0.811	0.444	0.000	Valid
	X4.2	0.782	0.444	0.000	Valid
	X4.3	0.658	0.444	0.002	Valid
	X4.4	0.651	0.444	0.002	Valid
	X4.5	0.452	0.444	0.045	Valid

Dalam Tabel 4, variabel Self-Efficacy mencerminkan keyakinan guru dalam menggunakan sistem dan diukur melalui lima item (X4.1 hingga X4.5). Hasil uji validitas menunjukkan bahwa semua item valid, dengan nilai r berkisar antara 0.452 hingga 0.811, dan semua nilai signifikansi < 0.05 . Meskipun satu item (X4.5) memiliki nilai korelasi mendekati ambang batas minimum ($r = 0.452$), nilainya tetap berada dalam rentang statistik yang dapat diterima. Hasil ini menunjukkan bahwa guru memiliki persepsi yang relatif konsisten tentang kemampuan mereka dalam mengoperasikan sistem pembelajaran, dan semua item instrumen valid dalam mengukur Self-Efficacy ini.

Tabel 7.9: Hasil Uji Validitas pada Niat Perilaku untuk Menggunakan

Variabel	Kode Item	Nilai Korela- si yang Dihitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Niat Perilaku untuk Menggunakan	X5.1	0.774	0.444	0.000	Valid
	X5.2	0.645	0.444	0.002	Valid
	X5.3	0.591	0.444	0.006	Valid
	X5.4	0.866	0.444	0.002	Valid

Dalam Tabel 5, variabel ini mengukur niat dan kesediaan guru untuk menggunakan sistem secara berkelanjutan, yang dievaluasi melalui empat item pernyataan (X5.1 hingga X5.4). Hasil analisis menunjukkan bahwa semua item memiliki korelasi yang kuat dan signifikan dengan skor total, dengan nilai r berkisar antara 0.591 hingga 0.866. Nilai signifikansi untuk semua item berada di bawah 0.05, dengan sebagian besar di bawah 0.01, menunjukkan kekuatan pengukuran yang sangat baik. Hal ini menunjukkan bahwa guru menunjukkan tingkat konsistensi yang tinggi dalam respons mereka terkait niat untuk terus menggunakan sistem.

Tabel 7.11: Hasil Uji Validitas pada Penggunaan Teknologi Aktual

Variabel	Kode Item	Nilai Korela- si yang Dihitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Penggunaan Teknologi Aktual	Y1.1	0.626	0.444	0.003	Valid
	Y1.2	0.830	0.444	0.000	Valid
	Y1.3	0.745	0.444	0.000	Valid
	Y1.4	0.626	0.444	0.003	Valid

Dalam Tabel 6, variabel Penggunaan Teknologi Aktual mengukur sejauh mana guru menggunakan sistem penasihat pembelajaran dalam praktik pengajaran sehari-hari mereka. Variabel ini dievaluasi melalui empat item pernyataan (Y1 hingga Y4). Hasil uji validitas menggunakan korelasi Pearson menunjukkan bahwa tiga dari empat

item memiliki nilai r lebih besar dari 0,444 dan nilai signifikansi kurang dari 0,05, menunjukkan validitas. Meskipun korelasi antara beberapa item dalam indikator yang sama bervariasi, hubungan antara setiap item dan skor total variabel Penggunaan Teknologi Aktual menunjukkan kekuatan korelasi yang tinggi dan signifikan. Semua item memiliki nilai korelasi jauh di atas ambang batas minimum 0.444 dan nilai signifikansi yang sangat rendah, menunjukkan bahwa setiap pernyataan dalam konstruksi Penggunaan Teknologi Aktual memenuhi kriteria validitas.

7.3.2 Uji Reliabilitas

Uji reliabilitas dilakukan menggunakan metode Cronbach's Alpha. Tujuan uji reliabilitas adalah untuk menentukan sejauh mana instrumen konsisten dan stabil dalam mengukur suatu konstruk. Uji reliabilitas dilakukan dengan bantuan perangkat lunak IBM SPSS untuk menilai konsistensi setiap item pada instrumen penelitian.

Tabel 7.13: Hasil Uji Reliabilitas Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Variabel	Jumlah Item	Cronbach's Alpha	Kesimpulan
Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan	4	0.724	Terpercaya (Baik)
Kegunaan yang Dirasakan	5	0.807	Terpercaya (Baik)
Kompleksitas	3	0.701	Terpercaya (Baik)
Kepercayaan Diri	5	0.730	Terpercaya (Baik)
Niat Perilaku untuk Menggunakan	4	0.679	Terpercaya (Baik)
Penggunaan Teknologi yang Sebenarnya	4	0.626	Terpercaya (Baik)

Dalam Tabel 7, hasil uji menunjukkan bahwa semua variabel dalam studi ini memiliki nilai Cronbach's Alpha lebih dari 0,60, menunjukkan bahwa instrumen yang digunakan dapat diandalkan dan sesuai untuk analisis lebih lanjut.

7.3.3 Analisis Data

Tabel 7.15: Hasil Analisis Data Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Variabel	N	Min	Maks	Rata-rata	Simpangan Baku
Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan	20	10	16	12.50	1.469
Kegunaan yang Dirasakan	20	11	19	15.30	2.029
Kompleksitas	20	4	8	6.00	1.451
Kepercayaan Diri	20	9	15	12.60	1.353
Niat Perilaku untuk Menggunakan	20	9	15	12.40	1.501
Penggunaan Teknologi yang Sembarnya	20	10	15	12.00	1.376

Berdasarkan analisis deskriptif pada Tabel 8, dapat dilihat bahwa secara umum, guru memiliki pandangan positif terhadap sistem penasihat pembelajaran digital. Skor rata-rata untuk Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan adalah 12,50, menunjukkan bahwa guru merasa sistem tersebut cukup mudah digunakan. Skor tertinggi terdapat pada Kegunaan yang Dirasakan, dengan rata-rata 15,30, artinya guru menganggap sistem tersebut sangat bermanfaat. Sementara itu, Kompleksitas memiliki skor rata-rata 6,00, menunjukkan bahwa sistem terasa agak kompleks tetapi masih dapat dikelola. Skor rata-rata untuk Kepercayaan Diri adalah 12,60, menunjukkan bahwa guru merasa percaya diri dalam menggunakan sistem. Niat Perilaku untuk Menggunakan memiliki skor rata-rata 12,40, menunjukkan bahwa guru berniat untuk terus menggunakan sistem. Akhirnya, Penggunaan Teknologi Aktual memiliki skor rata-rata 12,00, yang menunjukkan bahwa guru telah menggunakan sistem tersebut secara sering. Secara keseluruhan, data menunjukkan bahwa guru menerima sistem tersebut dengan baik dan mendukung penggunaannya dalam proses pembelajaran.

7.3.4 Uji Normalitas

Tabel 7.17: Hasil Uji Normalitas Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Statistik	Nilai
N	20
Rata-rata	0.0000000
Simpangan baku	0.74985014
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Absolut)	0.106
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Positif)	0.106
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Negatif)	-0.084
Kolmogorov-Smirnov Z	0.106
Signifikansi Asimtotik (dua ekor)	0.200

Berdasarkan Tabel 9, hasil uji menunjukkan bahwa nilai Asymp. Sig. adalah 0.200, yang lebih besar dari 0.05. Hal ini menunjukkan bahwa data residu dalam model regresi mengikuti distribusi normal. Oleh karena itu, salah satu persyaratan asumsi klasik dalam regresi linier, yaitu asumsi normalitas residu, telah terpenuhi. Selain itu, nilai perbedaan absolut ekstrem terbesar sebesar 0,106 menunjukkan bahwa tidak ada penyimpangan yang signifikan antara distribusi data residu dan distribusi normal teoretis. Berdasarkan hasil uji, nilai Asymp. Sig. sebesar 0,200, yang lebih besar dari 0,05. Hal ini menunjukkan bahwa data residu dalam model regresi mengikuti distribusi normal. Oleh karena itu, salah satu persyaratan asumsi klasik dalam regresi linier, yaitu asumsi normalitas residu, telah terpenuhi. Selain itu, nilai perbedaan absolut ekstrem sebesar 0,106 menunjukkan bahwa tidak ada penyimpangan yang signifikan antara distribusi data residu dan distribusi normal teoretis.

7.3.5 Uji Multikolinearitas

Tabel 7.19: Hasil Uji Multikolinearitas Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Statistik	Nilai
N	20
Rata-rata	0.0000000
Simpangan baku	0.74985014
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Absolut)	0.106
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Positif)	0.106
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Negatif)	-0.084
Kolmogorov-Smirnov Z	0.106
Signifikansi Asimtotik (dua ekor)	0.200

Berdasarkan Tabel 10, hasil uji multikolinearitas di atas menunjukkan bahwa semua variabel independen memiliki nilai Toleransi $> 0,10$ dan nilai VIF < 10 . Nilai VIF tertinggi ditemukan pada variabel Niat Perilaku, yaitu 3.964, namun nilai ini masih jauh di bawah ambang batas kritis 10. Demikian pula, nilai Toleransi untuk semua variabel berada di atas 0.10, menunjukkan bahwa tidak ada indikasi serius multikolinearitas dalam model regresi.

7.3.6 Uji Heteroskedastisitas

Tabel 7.21: Hasil Uji Heteroskedastisitas Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Variabel Independen	B	Std. Error	t	Sig.
	-3.166	0.968	-3.286	0.006
Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan	0.081	0.091	0.885	0.391
Persepsi Kegunaan	0.107	0.066	1.623	0.127
Kompleksitas	0.063	0.058	1.076	0.300
Kepercayaan Diri	0.146	0.106	1.374	0.191
Niat Perilaku	-0.089	0.097	-0.922	0.372

Berdasarkan Tabel 11, hasil uji heteroskedastisitas menggunakan metode Glejser menunjukkan bahwa semua variabel independen memiliki nilai signifikansi lebih besar dari 0.05. Oleh karena itu, tidak ada variabel prediktor yang secara signifikan mempengaruhi nilai absolut residu. Berdasarkan hasil uji heteroskedastisitas menggunakan metode Glejser, semua variabel independen memiliki nilai signifikansi lebih

besar dari 0.05. Oleh karena itu, tidak ada variabel prediktor yang secara signifikan mempengaruhi nilai absolut residu. Berdasarkan hasil uji heteroskedastisitas menggunakan metode Glejser, semua variabel independen memiliki nilai signifikansi lebih besar dari 0,05. Oleh karena itu, tidak ada variabel prediktor yang secara signifikan mempengaruhi nilai absolut residu.

7.3.7 Uji t

Tabel 7.23: Hasil Uji t Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Variabel Independen	B	Kesalahan Standar	Beta	t	Sig.
Konstanta	7.330	2.659	-	2.757	0.015
Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan	0.199	0.251	0.212	0.792	0.442
Kegunaan yang Dirasakan	-0.288	0.181	-0.425	-1.594	0.133
Kompleksitas	-0.367	0.160	-0.387	-2.301	0.037
Keyakinan Diri	0.207	0.291	0.203	0.711	0.489
Niat Perilaku	0.499	0.266	0.544	1.878	0.081

Berdasarkan hasil uji t parsial pada Tabel 12, hanya variabel Kompleksitas yang ditemukan memiliki pengaruh signifikan terhadap Penggunaan Teknologi Aktual, dengan nilai signifikansi (p) sebesar $0,037 < 0,05$. Hal ini menunjukkan bahwa semakin kompleks sistem yang dirasakan oleh guru, semakin rendah kecenderungan mereka untuk benar-benar menggunakannya. Variabel lain seperti Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan, Kegunaan yang Dirasakan, Keyakinan Diri, dan Niat Perilaku untuk Menggunakan tidak menunjukkan efek yang signifikan secara statistik, meskipun niat untuk menggunakan mendekati ambang batas signifikansi, menunjukkan potensi pengaruh yang memerlukan penyelidikan lebih lanjut dengan ukuran sampel yang lebih besar.

7.3.8 Uji f

Tabel 7.25: Hasil Uji F Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Sumber Variasi	Jumlah Kuadrat	df	Rata-rata Kuadrat	F	Sig.
Regresi	25,317	5	5,063	6,635	0,002
Sisa	10,683	14	0,763	-	-
Total	36,000	19	-	-	-

Berdasarkan hasil uji F pada Tabel 13, nilai F yang dihitung adalah 6,635 dengan

tingkat signifikansi ($p = 0,002$). Nilai p sebesar 0,002 menunjukkan bahwa probabilitas terjadinya hasil ini secara kebetulan sangat kecil jika semua koefisien sebenarnya tidak memiliki pengaruh. Selain itu, nilai ini jauh lebih kecil daripada tingkat signifikansi 0,05, yang berarti model regresi secara keseluruhan secara statistik signifikan. Temuan ini mengonfirmasi bahwa persepsi guru terhadap berbagai atribut sistem secara signifikan berkontribusi dalam menjelaskan penggunaan sistem penasihat pembelajaran berbasis teknologi. Hasil ini juga memperkuat validitas model regresi yang digunakan, memberikan dasar statistik yang kokoh bahwa semua konstruk dalam kerangka kerja berperan dalam membentuk sikap dan perilaku guru terhadap penggunaan teknologi dalam pendidikan.

7.4 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan, penelitian ini menyimpulkan bahwa guru sekolah dasar di Kota Malang secara umum memiliki persepsi positif terhadap sistem penasihat pembelajaran digital dan terbuka terhadap implementasinya dalam kegiatan pembelajaran di kelas. Hal ini didukung oleh analisis deskriptif, yang menunjukkan nilai rata-rata yang relatif tinggi pada variabel utama TAM, seperti Kegunaan yang Dirasakan (rata-rata = 15,30) dan Kepercayaan Diri (rata-rata = 12,60), menunjukkan bahwa guru menganggap sistem ini bermanfaat dan merasa percaya diri dalam menggunakannya. Berdasarkan hasil uji t parsial (Tabel 12), dari lima variabel independen, hanya Kompleksitas yang memiliki pengaruh signifikan terhadap Penggunaan Teknologi Aktual ($p = 0,037$) dengan koefisien negatif ($B = -0,367$), artinya semakin kompleks sistem tersebut dipersepsikan oleh guru, semakin kecil kemungkinan mereka untuk menggunakannya. Variabel lain seperti Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan ($p = 0,442$), Kegunaan yang Dirasakan ($p = 0,133$), Keyakinan Diri ($p = 0,489$), dan Niat Perilaku untuk Menggunakan ($p = 0,081$) tidak menunjukkan efek yang signifikan secara statistik, meskipun niat menunjukkan kecenderungan mendekati signifikansi. Selain itu, hasil uji F (Tabel 13) menunjukkan bahwa model regresi secara keseluruhan secara statistik signifikan, dengan nilai F sebesar 6.635 dan tingkat signifikansi $p = 0,002$. Ini berarti semua variabel independen secara kolektif memiliki pengaruh signifikan terhadap Penggunaan Teknologi Aktual. Hasil ini memperkuat validitas model regresi dan menunjukkan bahwa variabel yang diukur berkontribusi dalam menjelaskan perilaku guru dalam mengadopsi teknologi. Kesimpulannya, meskipun tidak semua variabel secara individu menunjukkan pengaruh yang signifikan, kombinasi persepsi guru tentang kemudahan penggunaan, kegunaan, dan kepercayaan diri memainkan peran penting dalam mendorong penggunaan sistem yang sebenarnya. Temuan ini menyoroti pentingnya mengurangi kompleksitas sistem dan menyediakan pelatihan yang memadai untuk mendukung adopsi teknologi yang lebih luas. Studi ini memberikan landasan yang kuat untuk mengembangkan kebijak-

an pendidikan berbasis teknologi yang selaras dengan penerimaan guru dan realitas pembelajaran di kelas sekolah dasar Indonesia.

BAB VIII

PERSEPSI GURU SEKOLAH DASAR TERHADAP SISTEM PENASEHAT PEMBELAJARAN BERDASARKAN KEMIRIPAN SISWA

8.1 Pendahuluan

Perkembangan teknologi pembelajaran memiliki dampak dan pengaruh yang signifikan terhadap proses pembelajaran siswa. Jepang, yang memiliki salah satu sistem pendidikan terbaik di dunia, mengembangkan berbagai infrastruktur digital pendukung. Jepang sering dijadikan acuan oleh negara-negara berkembang sebagai model untuk meningkatkan kualitas pendidikan (?). Sistem pendidikan Indonesia masih banyak yang dapat dipelajari dari Jepang. Berbeda dengan Jepang, sistem pendidikan di Indonesia belum sepenuhnya menerapkan teknologi pembelajaran di semua sekolah sebagai alat untuk mendukung pembelajaran atau memantau siswa di sekolah.

Salah satu platform teknologi pembelajaran yang dikembangkan di Jepang adalah MONSAKUN dari Universitas Hiroshima untuk anak-anak sekolah dasar (?). MONSAKUN adalah lingkungan pembelajaran berbasis komputer yang memfasilitasi pembelajaran melalui soal-soal matematika praktis yang melibatkan operasi penjumlahan dan pengurangan tunggal. MONSAKUN bertujuan untuk memberikan penilaian dan umpan balik otomatis atas ujian yang dikirimkan oleh siswa sekolah dasar. Hal ini memungkinkan guru untuk memantau kemajuan individu siswa dan kemajuan kelas secara keseluruhan secara real-time (?). MONSAKUN menghasilkan data log proses berpikir siswa sekolah dasar dalam belajar aritmatika dasar. Data Log ini kemudian dianalisis dalam (?).

Dalam studi ini, kami mengembangkan teknik visualisasi menggunakan Self-Organizing Maps (SOM) Kohonen. SOM merupakan alat yang berharga untuk memahami dan menganalisis data berdimensi tinggi ?. Dalam konteks pendidikan, visualisasi merupakan pendekatan intuitif bagi guru yang belum tentu familiar dengan ilmu data. Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (??) membahas tentang mengidentifikasi siswa dengan kinerja rendah dan memberikan bimbingan untuk meningkatkan prestasi akademik mereka melalui analisis data perilaku belajar. Menggunakan metode Self-Organizing Maps-m-Ary Tree (SOM-m-AT), karakteristik belajar siswa ditekankan ke dalam representasi topologis dua dimensi untuk membantu guru mengenali pola belajar mereka. Hasil menunjukkan bahwa siswa dengan perilaku belajar serupa cenderung berkelompok. Representasi dimensi rendah ini kemudian digunakan untuk

mengidentifikasi siswa berprestasi rendah dan siswa lain yang memiliki karakteristik belajar serupa tetapi hasil yang lebih baik. Kesamaan belajar kemudian digunakan untuk menghasilkan saran bagi siswa dengan kinerja rendah tanpa harus mengubah pola belajar mereka secara drastis. Karakteristik utama sistem ini terletak pada kemampuannya untuk mengelompokkan siswa berdasarkan kesamaan topologis dalam perilaku belajar, tanpa memerlukan guru untuk memiliki pemahaman mendalam tentang teknik analisis data. Hal ini membuatnya sangat cocok untuk diterapkan di tingkat pendidikan dasar, di mana guru membutuhkan alat intuitif untuk memberikan bimbingan yang terarah.

Untuk mengeksplorasi penerapan nyata pendekatan berbasis data ini dalam konteks pendidikan yang berbeda, penting untuk menganalisis bagaimana sistem semacam ini dipersepsi oleh pengguna yang dituju—guru. Memahami penerimaan teknologi ini oleh guru sangat penting ketika sistem akan diimplementasikan di lingkungan dengan tingkat kesiapan teknologi yang berbeda dari tempat sistem tersebut dikembangkan. Oleh karena itu, studi ini berfokus pada penyelidikan persepsi guru matematika sekolah dasar di Kota Malang, Indonesia, menggunakan Model Penerimaan Teknologi (TAM) ??? sebagai kerangka analitis.

Bagian-bagian selanjutnya dari makalah ini disusun sebagai berikut: Bagian 2 memberikan gambaran singkat tentang metodologi penelitian dalam studi ini. Bagian 3 menyajikan hasil dan pembahasan, sementara Bagian 4 menyimpulkan makalah dan mengusulkan arah penelitian di masa depan.

8.2 Metodologi Penelitian

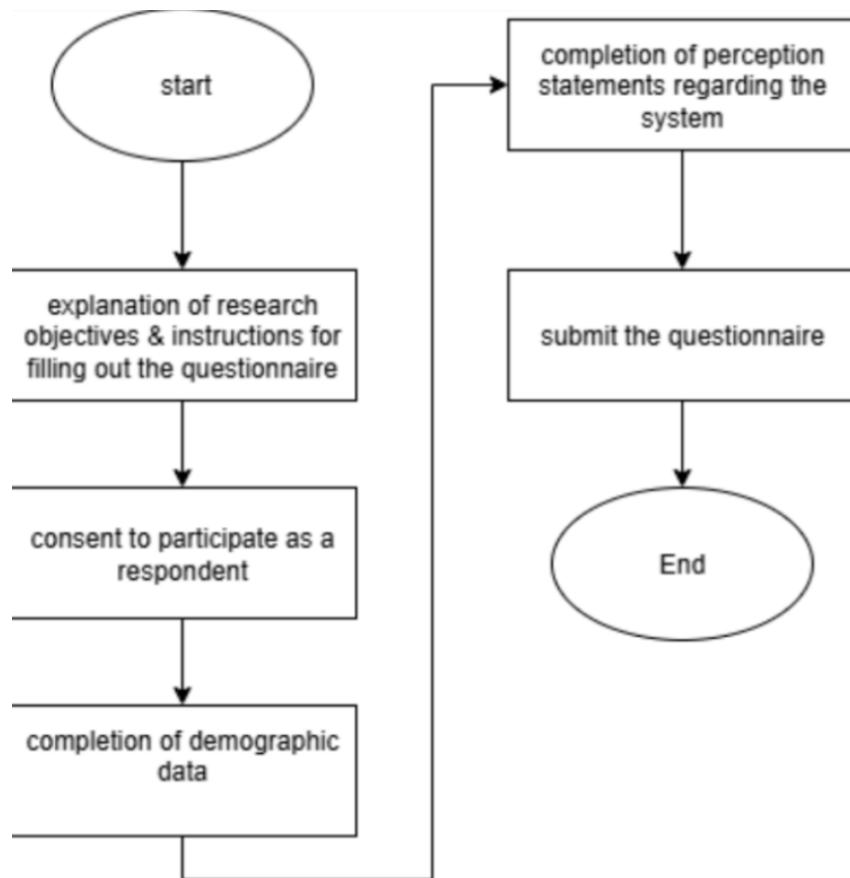
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan melakukan survei, sehingga tidak melibatkan pembentukan hipotesis. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk memahami pandangan guru tentang sistem bimbingan belajar di sekolah dasar. Pengumpulan data akan didasarkan pada fakta yang dirasakan oleh responden.

Teknik pengumpulan data kuesioner adalah metode yang digunakan untuk mengumpulkan informasi atau pendapat dari responden melalui serangkaian pertanyaan tertulis. Kuesioner biasanya terdiri dari berbagai jenis pertanyaan, seperti pilihan ganda, skala Likert, atau pertanyaan terbuka. Kuesioner adalah teknik pengumpulan data yang dilakukan dengan memberikan serangkaian pertanyaan atau pernyataan tertulis kepada responden untuk dijawab [10]. Kuesioner dibagi menjadi dua jenis: terbuka dan tertutup.

Dalam penelitian ini, kuesioner yang digunakan adalah kuesioner tertutup, di mana jawaban sudah disediakan dan responden hanya perlu memilih respons mereka. Peneliti juga menggunakan skala Likert 4 poin (bilangan genap) untuk menghindari bias kecenderungan pusat, yang dapat terjadi pada skala Likert bilangan ganjil. Skala Likert ini mencakup empat opsi jawaban: sangat tidak setuju, tidak setuju, setuju, dan

sangat setuju. Skala Likert digunakan untuk mengukur sikap, pendapat, dan persepsi individu atau kelompok terhadap fenomena sosial. Setiap pilihan jawaban diberi skor, dan responden harus menunjukkan apakah mereka mendukung pernyataan (positif) atau tidak mendukungnya (negatif) [10].

Setelah peneliti menyiapkan elemen-elemen yang diperlukan untuk pengumpulan data, mereka mencari populasi yang akan digunakan sebagai sampel data. Sampel adalah bagian dari jumlah total dan karakteristik yang dimiliki oleh populasi (?). Populasi adalah keseluruhan elemen yang akan diteliti dan memiliki karakteristik yang sama (?). Populasi dapat terdiri dari individu dalam suatu kelompok, peristiwa, atau entitas lain yang sedang diteliti. Dalam studi ini, populasi yang ditargetkan terdiri dari guru sekolah dasar di Malang, di mana persepsi mereka digunakan sebagai data untuk penelitian ini. Peneliti melakukan studi dengan guru sekolah dasar sebagai populasi, berjumlah 20 orang. Berikut adalah jumlah peserta penelitian berdasarkan jumlah responden yang mengajar siswa sekolah dasar.



Gambar 8.1: Pengumpulan Data

Pada tahap penjelasan, peneliti menjelaskan cara mengisi kuesioner, termasuk pernyataan dan variabel yang terkandung di dalamnya. Kuesioner ini mencakup variabel yang mencerminkan persepsi responden terhadap sistem bimbingan belajar. Tahap berikutnya adalah persetujuan responden. Responden adalah guru sekolah

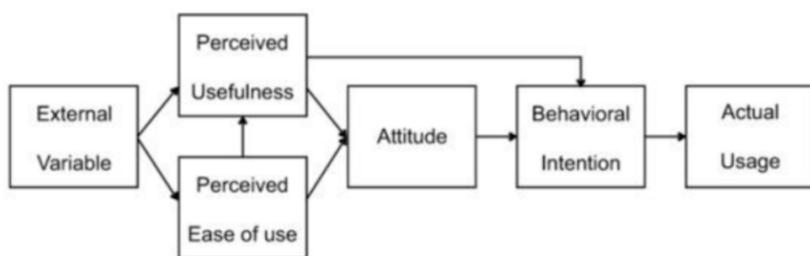
dasar di Malang, dengan usia rata-rata 35 tahun, pengalaman kerja rata-rata 7 tahun, tingkat pendidikan tertinggi rata-rata sarjana (S1), dan sebagian besar di antaranya mengajar mata pelajaran matematika. Setelah itu, dilanjutkan dengan tahap pengisian pernyataan persepsi, diikuti dengan pengembalian kuesioner. Alasan mereka dipilih sebagai responden target dalam studi ini adalah karena mereka adalah guru matematika yang mengajar di sekolah dasar di Kota Malang.

8.2.1 Model Penerimaan Teknologi (TAM)

Model Penerimaan Teknologi (TAM) adalah salah satu model teoritis yang dikembangkan untuk memahami dan memprediksi penerimaan teknologi oleh pengguna. Model ini pertama kali diperkenalkan oleh Fred D. Davis pada tahun 1986 sebagai adaptasi dari Teori Tindakan Berpikir (TRA) oleh Fishbein dan Ajzen.

TAM menjelaskan bahwa dua faktor utama mempengaruhi penerimaan teknologi: Kegunaan yang Dirasakan (PU) dan Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan (PEOU) [5]. Kegunaan yang Dirasakan merujuk pada sejauh mana seseorang percaya bahwa menggunakan sistem tertentu akan meningkatkan kinerjanya, sementara Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan merujuk pada sejauh mana seseorang percaya bahwa menggunakan sistem tersebut akan bebas dari upaya yang signifikan.

Model ini menekankan bahwa jika pengguna menganggap teknologi sebagai sesuatu yang berguna dan mudah digunakan, mereka lebih cenderung memiliki sikap positif terhadap penggunaannya, yang pada gilirannya akan mendorong niat dan keputusan mereka untuk menggunakan teknologi tersebut.



Gambar 8.2: Model Penerimaan Teknologi

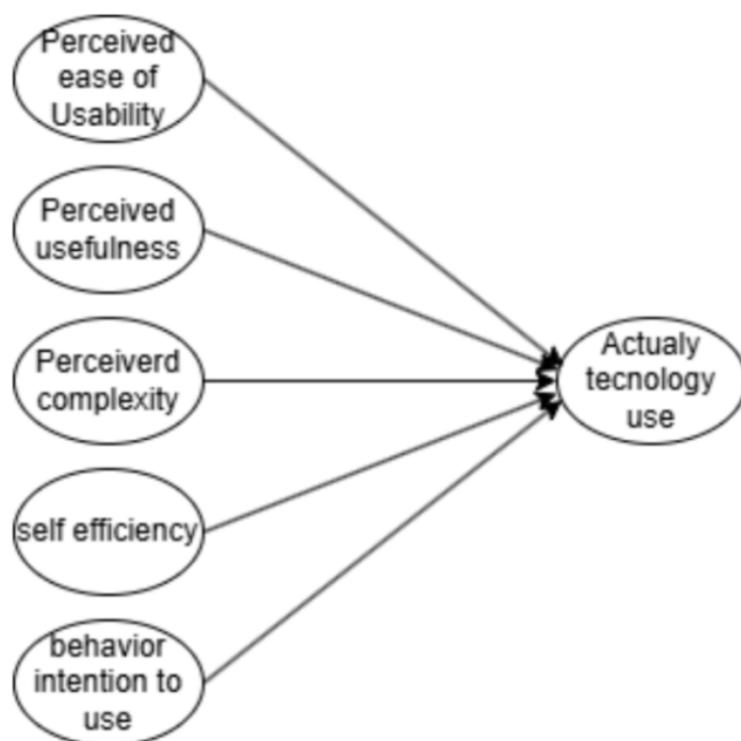
Dalam Gambar 1, Model Penerimaan Teknologi (TAM) dapat diperluas melalui integrasi variabel eksternal, seperti dukungan organisasi, pelatihan, atau karakteristik individu, yang dapat mempengaruhi PU (Kegunaan yang Dirasakan) dan PEOU (Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan) [6]. Hal ini membuat TAM relevan dalam berbagai konteks, termasuk bidang pendidikan.

Di sisi lain, TAM banyak digunakan dalam konteks penelitian sistem informasi karena kesederhanaannya dan kemampuannya untuk menjelaskan niat perilaku terhadap penggunaan teknologi [6]. Dalam konteks pendidikan, model ini dapat di-

gunakan untuk mengukur sejauh mana guru atau pendidik menerima dan bersedia menggunakan teknologi instruksional.

8.2.2 Kontruksi TAM

Dalam adopsi teknologi baru di pendidikan, persepsi guru memainkan peran sentral. Oleh karena itu, untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi penerimaan guru terhadap teknologi sistem penasihat, penelitian ini menggunakan pendekatan Model Penerimaan Teknologi (TAM) yang dikembangkan oleh Davis (1986) dan diperluas oleh Venkatesh dan Davis (2000).



Gambar 8.3: Struktur Desain Penelitian Model

Model ini menjelaskan bahwa penerimaan teknologi dapat dipengaruhi oleh dua variabel utama: Kegunaan yang Dirasakan (PU) dan Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan (PEOU). Selain itu, model ini juga dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambahkan variabel eksternal yang relevan dengan konteks penelitian, seperti Keyakinan Diri, Kompleksitas, Niat Perilaku untuk Menggunakan, dan Penggunaan Aktual. Model ini dapat dilihat pada Gambar 2.

1. Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan

Menjelaskan sejauh mana guru merasa bahwa sistem penasihat pembelajaran mudah dipelajari, dipahami, digunakan, dan diintegrasikan ke dalam aktivitas pengajaran.

2. Kegunaan yang Dirasakan

Menunjukkan keyakinan guru bahwa penggunaan sistem teknologi ini dapat meningkatkan efisiensi dan efektivitas dalam proses pengajaran dan pembelajaran, termasuk memberikan penilaian dan umpan balik kepada siswa.

3. Kompleksitas yang Dirasakan

Menilai tingkat kesulitan atau kompleksitas yang dirasakan oleh guru saat menggunakan sistem, baik dalam hal fitur, implementasi, maupun pemahaman terhadap hasil penilaian yang disediakan oleh sistem.

4. Kepercayaan Diri

Mengukur kepercayaan guru dalam mengoperasikan sistem, termasuk motivasi dan keterampilan mereka dalam menggunakan teknologi pendidikan dan memberikan umpan balik yang bermakna kepada siswa.

5. Niat Perilaku untuk Menggunakan

Menunjukkan sejauh mana guru memiliki niat atau keinginan untuk menggunakan sistem secara konsisten dalam kegiatan pengajaran, serta keterbukaan mereka untuk mengintegrasikan teknologi ke dalam proses pembelajaran.

6. Penggunaan Teknologi yang Sebenarnya

Mengacu pada tingkat penggunaan teknologi yang sebenarnya dalam aktivitas pembelajaran sehari-hari, termasuk sejauh mana guru menggunakan sistem untuk menilai, memantau, dan membimbing siswa.

8.2.3 Analisis Data

Analisis data penelitian dilakukan menggunakan perangkat lunak IBM SPSS Statistics :

1. Uji Validitas

Validitas berasal dari kata validitas, yang berarti sejauh mana alat ukur secara akurat dan tepat menjalankan fungsi pengukurnya [11]. Selain itu, validitas adalah ukuran yang menunjukkan apakah variabel yang diukur benar-benar mewakili variabel yang dimaksudkan untuk diteliti oleh peneliti [12].

2. Uji Reliabilitas

Keandalan adalah alat yang digunakan untuk mengukur kuesioner, yang berfungsi sebagai indikator variabel atau konstruk [13]. Sebuah kuesioner dikatakan andal atau dapat diandalkan jika respons seseorang terhadap pernyataan-pernyataan tersebut konsisten atau stabil dari waktu ke waktu. Keandalan suatu tes mengacu pada tingkat stabilitas, konsistensi, daya prediksi, dan akurasi.

3. Analisis Data

Analisis data adalah proses pencarian dan pengaturan data secara sistematis yang diperoleh dari wawancara, catatan lapangan, dan dokumentasi dengan menge-lompokkan data ke dalam kategori, membaginya menjadi unit, mensintesisnya, mengurnya ke dalam pola, memilih apa yang penting dan apa yang akan di-teliti, serta menarik kesimpulan sehingga mudah dipahami oleh diri sendiri dan orang lain [10].

4. Uji Normalitas

Uji normalitas bertujuan untuk menentukan apakah residu atau variabel gang-guan dalam model regresi mengikuti distribusi normal. Hal ini menunjukkan bahwa respons yang diberikan oleh responden dalam kuesioner akan bervariasi antara satu responden dengan responden lainnya. Oleh karena itu, uji normalitas dapat digunakan untuk menentukan apakah distribusi data pada pertanyaan tertentu memenuhi syarat normalitas. Uji normalitas sangat penting dalam statistik, terutama karena banyak metode analisis statistik mengasumsikan bahwa data yang digunakan berasal dari distribusi normal [14].

5. Uji Multikolinearitas

Multikolinearitas adalah fenomena dalam analisis regresi berganda yang terjadi ketika dua atau lebih variabel independen dalam model regresi memiliki hu-bungan linier yang sangat kuat. Hal ini menunjukkan adanya ketergantungan di antara variabel independen, yang dapat menyulitkan pemisahan efek individu masing-masing variabel terhadap variabel dependen. Keberadaan multikoline-aritas dapat menyebabkan estimasi koefisien regresi yang tidak stabil dan tidak dapat diandalkan, serta meningkatkan varians koefisien regresi, yang dapat me-nyebabkan kesalahan saat menafsirkan hasil analisis [15].

6. Uji Heteroskedastisitas

Heteroskedastisitas adalah masalah yang terjadi dalam model regresi linier ketika varians kesalahan (residu) tidak konstan di seluruh nilai variabel independen. Dalam kehadiran heteroskedastisitas, varians residu cenderung berubah seiring dengan perubahan nilai variabel independen. Herbert Glejser mengembangkan uji baru untuk mendeteksi heteroskedastisitas. Uji ini melibatkan regresi nilai ab-solut residual dari model regresi asli terhadap variabel independen yang diduga terkait dengan varians residual. Jika koefisien regresi secara statistik signifikan, hal ini menunjukkan adanya heteroskedastisitas [16].

7. Uji t

Uji t adalah metode statistik yang digunakan untuk menentukan apakah ada perbedaan yang signifikan antara rata-rata dua kelompok data. Teknik ini sering digunakan dalam penelitian kuantitatif, terutama ketika peneliti ingin meng-evaluasi efek atau perbedaan perlakuan antara dua kelompok yang dianalisis [17].

8. Uji F

Uji F dilakukan dengan membandingkan nilai F yang dihitung dari hasil regresi dengan nilai F tabel berdasarkan derajat kebebasan tertentu dan tingkat signifikansi yang telah ditentukan (biasanya 5% atau 0,05) [18]. Jika nilai F yang dihitung lebih besar dari nilai F tabel, dapat disimpulkan bahwa semua variabel independen dalam model secara bersamaan memiliki efek signifikan terhadap variabel dependen.

8.3 Hasil dan Pembahasan

Data dalam penelitian ini berasal dari skor kuesioner mengenai persepsi guru sekolah dasar di Malang terkait penggunaan sistem penasihat pembelajaran dalam konteks kelas. Penelitian ini dilakukan dengan pendekatan kuantitatif deskriptif melalui penyebaran kuesioner sebagai instrumen utama. Kuesioner yang terdiri dari 25 pertanyaan dibagikan kepada guru, dan wawancara juga dilakukan dengan guru yang mengajar di sekolah dasar. Jumlah responden dalam penelitian ini adalah 20 guru sekolah dasar.

8.3.1 Uji Validitas

Uji validitas juga dilakukan menggunakan perangkat lunak IBM SPSS untuk mengukur hubungan antara skor setiap item dan skor total variabel pada instrumen penelitian. Tabel hasil uji validitas dapat dilihat pada tabel di bawah ini.

Tabel 8.1: Hasil Uji Validitas pada Variabel Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan

Variabel	Kode Item	Nilai Korelasi yang Di-hitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan	X1.1	0.721	0.444	0.000	Valid
	X1.2	0.663	0.444	0.001	Valid
	X1.3	0.838	0.444	0.000	Valid
	X1.4	0.765	0.444	0.000	Valid

Dalam Tabel 1, variabel diukur menggunakan empat item pernyataan (X1.1 hingga X1.4) yang bertujuan untuk menilai persepsi guru terhadap kemudahan pemahaman dan penggunaan sistem penasihat pembelajaran. Hasil uji menunjukkan bahwa semua item memiliki nilai korelasi di atas r-table (0.444) dan nilai signifikansi yang sangat rendah ($p < 0.01$). Nilai korelasi berkisar antara 0.663 hingga 0.838, menunjukkan hubungan yang kuat dan signifikan antara setiap item dan skor total variabel.

Tabel 8.3: Hasil Uji Validitas pada Persepsi Kegunaan

Variabel	Kode Item	Nilai Korelasi yang Dihitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Kegunaan yang Dirasakan	X2.1	0.777	0.444	0.000	Valid
	X2.2	0.719	0.444	0.000	Valid
	X2.3	0.798	0.444	0.000	Valid
	X2.4	0.781	0.444	0.000	Valid
	X2.5	0.706	0.444	0.001	Valid

Dalam Tabel 2, variabel diukur menggunakan lima item pernyataan (X2.1 hingga X2.5) yang dirancang untuk menangkap persepsi guru mengenai manfaat sistem dalam meningkatkan efektivitas pengajaran. Hasil analisis data menunjukkan bahwa semua item memiliki nilai r antara 0.706 dan 0.798, dengan signifikansi ≤ 0.001 , menunjukkan hubungan yang kuat dan signifikan.

Tabel 8.5: Hasil Uji Validitas pada Kompleksitas

Variabel	Kode Item	Nilai Korelasi yang Dihitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Kompleksitas	X3.1	0.869	0.444	0.000	Valid
	X3.2	0.865	0.444	0.000	Valid
	X3.3	0.617	0.444	0.004	Valid

Dalam Tabel 3, variabel ini terdiri dari tiga item (X3.1 hingga X3.3) yang mengukur persepsi guru terhadap kompleksitas sistem. Meskipun konsepnya negatif, hasil

korelasi menunjukkan bahwa semua item memiliki nilai r yang dihitung berkisar antara 0.617 hingga 0.869, menunjukkan korelasi yang kuat dan signifikan dengan skor total. Temuan ini mengonfirmasi bahwa item-item variabel dalam Kompleksitas secara efektif mengukur persepsi guru terhadap tantangan teknis atau kesulitan dalam menggunakan sistem. Nilai tertinggi, X3.1 ($r = 0.869$), menyoroti bahwa guru memberikan penekanan yang signifikan pada aspek teknis.

Tabel 8.7: Hasil Uji Validitas pada Self-Efficacy (Efektivitas Diri)

Variabel	Kode Item	Nilai Korelasi yang Di-hitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Efektivitas Diri	X4.1	0.811	0.444	0.000	Valid
	X4.2	0.782	0.444	0.000	Valid
	X4.3	0.658	0.444	0.002	Valid
	X4.4	0.651	0.444	0.002	Valid
	X4.5	0.452	0.444	0.045	Valid

Dalam Tabel 4, variabel Self-Efficacy mencerminkan keyakinan guru dalam menggunakan sistem dan diukur melalui lima item (X4.1 hingga X4.5). Hasil uji validitas menunjukkan bahwa semua item valid, dengan nilai r berkisar antara 0.452 hingga 0.811, dan semua nilai signifikansi < 0.05 . Meskipun satu item (X4.5) memiliki nilai korelasi mendekati ambang batas minimum ($r = 0.452$), nilainya tetap berada dalam rentang statistik yang dapat diterima. Hasil ini menunjukkan bahwa guru memiliki persepsi yang relatif konsisten tentang kemampuan mereka dalam mengoperasikan sistem pembelajaran, dan semua item instrumen valid dalam mengukur Self-Efficacy ini.

Tabel 8.9: Hasil Uji Validitas pada Niat Perilaku untuk Menggunakan

Variabel	Kode Item	Nilai Korela- si yang Dihitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Niat Perilaku untuk Menggunakan	X5.1	0.774	0.444	0.000	Valid
	X5.2	0.645	0.444	0.002	Valid
	X5.3	0.591	0.444	0.006	Valid
	X5.4	0.866	0.444	0.002	Valid

Dalam Tabel 5, variabel ini mengukur niat dan kesediaan guru untuk menggunakan sistem secara berkelanjutan, yang dievaluasi melalui empat item pernyataan (X5.1 hingga X5.4). Hasil analisis menunjukkan bahwa semua item memiliki korelasi yang kuat dan signifikan dengan skor total, dengan nilai r berkisar antara 0.591 hingga 0.866. Nilai signifikansi untuk semua item berada di bawah 0.05, dengan sebagian besar di bawah 0.01, menunjukkan kekuatan pengukuran yang sangat baik. Hal ini menunjukkan bahwa guru menunjukkan tingkat konsistensi yang tinggi dalam respons mereka terkait niat untuk terus menggunakan sistem.

Tabel 8.11: Hasil Uji Validitas pada Penggunaan Teknologi Aktual

Variabel	Kode Item	Nilai Korela- si yang Dihitung	Nilai r-tabel	Sig.	Deskripsi
Penggunaan Teknologi Aktual	Y1.1	0.626	0.444	0.003	Valid
	Y1.2	0.830	0.444	0.000	Valid
	Y1.3	0.745	0.444	0.000	Valid
	Y1.4	0.626	0.444	0.003	Valid

Dalam Tabel 6, variabel Penggunaan Teknologi Aktual mengukur sejauh mana guru menggunakan sistem penasihat pembelajaran dalam praktik pengajaran sehari-hari mereka. Variabel ini dievaluasi melalui empat item pernyataan (Y1 hingga Y4). Hasil uji validitas menggunakan korelasi Pearson menunjukkan bahwa tiga dari empat

item memiliki nilai r lebih besar dari 0,444 dan nilai signifikansi kurang dari 0,05, menunjukkan validitas. Meskipun korelasi antara beberapa item dalam indikator yang sama bervariasi, hubungan antara setiap item dan skor total variabel Penggunaan Teknologi Aktual menunjukkan kekuatan korelasi yang tinggi dan signifikan. Semua item memiliki nilai korelasi jauh di atas ambang batas minimum 0.444 dan nilai signifikansi yang sangat rendah, menunjukkan bahwa setiap pernyataan dalam konstruksi Penggunaan Teknologi Aktual memenuhi kriteria validitas.

8.3.2 Uji Reliabilitas

Uji reliabilitas dilakukan menggunakan metode Cronbach's Alpha. Tujuan uji reliabilitas adalah untuk menentukan sejauh mana instrumen konsisten dan stabil dalam mengukur suatu konstruk. Uji reliabilitas dilakukan dengan bantuan perangkat lunak IBM SPSS untuk menilai konsistensi setiap item pada instrumen penelitian.

Tabel 8.13: Hasil Uji Reliabilitas Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Variabel	Jumlah Item	Cronbach's Alpha	Kesimpulan
Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan	4	0.724	Terpercaya (Baik)
Kegunaan yang Dirasakan	5	0.807	Terpercaya (Baik)
Kompleksitas	3	0.701	Terpercaya (Baik)
Kepercayaan Diri	5	0.730	Terpercaya (Baik)
Niat Perilaku untuk Menggunakan	4	0.679	Terpercaya (Baik)
Penggunaan Teknologi yang Sebenarnya	4	0.626	Terpercaya (Baik)

Dalam Tabel 7, hasil uji menunjukkan bahwa semua variabel dalam studi ini memiliki nilai Cronbach's Alpha lebih dari 0,60, menunjukkan bahwa instrumen yang digunakan dapat diandalkan dan sesuai untuk analisis lebih lanjut.

8.3.3 Analisis Data

Tabel 8.15: Hasil Analisis Data Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Variabel	N	Min	Maks	Rata-rata	Simpangan Baku
Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan	20	10	16	12.50	1.469
Kegunaan yang Dirasakan	20	11	19	15.30	2.029
Kompleksitas	20	4	8	6.00	1.451
Kepercayaan Diri	20	9	15	12.60	1.353
Niat Perilaku untuk Menggunakan	20	9	15	12.40	1.501
Penggunaan Teknologi yang Sembarnya	20	10	15	12.00	1.376

Berdasarkan analisis deskriptif pada Tabel 8, dapat dilihat bahwa secara umum, guru memiliki pandangan positif terhadap sistem penasihat pembelajaran digital. Skor rata-rata untuk Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan adalah 12,50, menunjukkan bahwa guru merasa sistem tersebut cukup mudah digunakan. Skor tertinggi terdapat pada Kegunaan yang Dirasakan, dengan rata-rata 15,30, artinya guru menganggap sistem tersebut sangat bermanfaat. Sementara itu, Kompleksitas memiliki skor rata-rata 6,00, menunjukkan bahwa sistem terasa agak kompleks tetapi masih dapat dikelola. Skor rata-rata untuk Kepercayaan Diri adalah 12,60, menunjukkan bahwa guru merasa percaya diri dalam menggunakan sistem. Niat Perilaku untuk Menggunakan memiliki skor rata-rata 12,40, menunjukkan bahwa guru berniat untuk terus menggunakan sistem. Akhirnya, Penggunaan Teknologi Aktual memiliki skor rata-rata 12,00, yang menunjukkan bahwa guru telah menggunakan sistem tersebut secara sering. Secara keseluruhan, data menunjukkan bahwa guru menerima sistem tersebut dengan baik dan mendukung penggunaannya dalam proses pembelajaran.

8.3.4 Uji Normalitas

Tabel 8.17: Hasil Uji Normalitas Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Statistik	Nilai
N	20
Rata-rata	0.0000000
Simpangan baku	0.74985014
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Absolut)	0.106
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Positif)	0.106
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Negatif)	-0.084
Kolmogorov-Smirnov Z	0.106
Signifikansi Asimtotik (dua ekor)	0.200

Berdasarkan Tabel 9, hasil uji menunjukkan bahwa nilai Asymp. Sig. adalah 0.200, yang lebih besar dari 0.05. Hal ini menunjukkan bahwa data residu dalam model regresi mengikuti distribusi normal. Oleh karena itu, salah satu persyaratan asumsi klasik dalam regresi linier, yaitu asumsi normalitas residu, telah terpenuhi. Selain itu, nilai perbedaan absolut ekstrem terbesar sebesar 0,106 menunjukkan bahwa tidak ada penyimpangan yang signifikan antara distribusi data residu dan distribusi normal teoretis. Berdasarkan hasil uji, nilai Asymp. Sig. sebesar 0,200, yang lebih besar dari 0,05. Hal ini menunjukkan bahwa data residu dalam model regresi mengikuti distribusi normal. Oleh karena itu, salah satu persyaratan asumsi klasik dalam regresi linier, yaitu asumsi normalitas residu, telah terpenuhi. Selain itu, nilai perbedaan absolut ekstrem sebesar 0,106 menunjukkan bahwa tidak ada penyimpangan yang signifikan antara distribusi data residu dan distribusi normal teoretis.

8.3.5 Uji Multikolinearitas

Tabel 8.19: Hasil Uji Multikolinearitas Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Statistik	Nilai
N	20
Rata-rata	0.0000000
Simpangan baku	0.74985014
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Absolut)	0.106
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Positif)	0.106
Perbedaan Ekstrem Terbesar (Negatif)	-0.084
Kolmogorov-Smirnov Z	0.106
Signifikansi Asimtotik (dua ekor)	0.200

Berdasarkan Tabel 10, hasil uji multikolinearitas di atas menunjukkan bahwa semua variabel independen memiliki nilai Toleransi $> 0,10$ dan nilai VIF < 10 . Nilai VIF tertinggi ditemukan pada variabel Niat Perilaku, yaitu 3.964, namun nilai ini masih jauh di bawah ambang batas kritis 10. Demikian pula, nilai Toleransi untuk semua variabel berada di atas 0.10, menunjukkan bahwa tidak ada indikasi serius multikolinearitas dalam model regresi.

8.3.6 Uji Heteroskedastisitas

Tabel 8.21: Hasil Uji Heteroskedastisitas Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Variabel Independen	B	Std. Error	t	Sig.
	-3.166	0.968	-3.286	0.006
Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan	0.081	0.091	0.885	0.391
Persepsi Kegunaan	0.107	0.066	1.623	0.127
Kompleksitas	0.063	0.058	1.076	0.300
Kepercayaan Diri	0.146	0.106	1.374	0.191
Niat Perilaku	-0.089	0.097	-0.922	0.372

Berdasarkan Tabel 11, hasil uji heteroskedastisitas menggunakan metode Glejser menunjukkan bahwa semua variabel independen memiliki nilai signifikansi lebih besar dari 0.05. Oleh karena itu, tidak ada variabel prediktor yang secara signifikan mempengaruhi nilai absolut residu. Berdasarkan hasil uji heteroskedastisitas menggunakan metode Glejser, semua variabel independen memiliki nilai signifikansi lebih

besar dari 0.05. Oleh karena itu, tidak ada variabel prediktor yang secara signifikan mempengaruhi nilai absolut residu. Berdasarkan hasil uji heteroskedastisitas menggunakan metode Glejser, semua variabel independen memiliki nilai signifikansi lebih besar dari 0,05. Oleh karena itu, tidak ada variabel prediktor yang secara signifikan mempengaruhi nilai absolut residu.

8.3.7 Uji t

Tabel 8.23: Hasil Uji t Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Variabel Independen	B	Kesalahan Standar	Beta	t	Sig.
Konstanta	7.330	2.659	-	2.757	0.015
Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan	0.199	0.251	0.212	0.792	0.442
Kegunaan yang Dirasakan	-0.288	0.181	-0.425	-1.594	0.133
Kompleksitas	-0.367	0.160	-0.387	-2.301	0.037
Keyakinan Diri	0.207	0.291	0.203	0.711	0.489
Niat Perilaku	0.499	0.266	0.544	1.878	0.081

Berdasarkan hasil uji t parsial pada Tabel 12, hanya variabel Kompleksitas yang ditemukan memiliki pengaruh signifikan terhadap Penggunaan Teknologi Aktual, dengan nilai signifikansi (p) sebesar $0,037 < 0,05$. Hal ini menunjukkan bahwa semakin kompleks sistem yang dirasakan oleh guru, semakin rendah kecenderungan mereka untuk benar-benar menggunakannya. Variabel lain seperti Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan, Kegunaan yang Dirasakan, Keyakinan Diri, dan Niat Perilaku untuk Menggunakan tidak menunjukkan efek yang signifikan secara statistik, meskipun niat untuk menggunakan mendekati ambang batas signifikansi, menunjukkan potensi pengaruh yang memerlukan penyelidikan lebih lanjut dengan ukuran sampel yang lebih besar.

8.3.8 Uji f

Tabel 8.25: Hasil Uji F Persepsi Guru Sekolah Dasar di Malang

Sumber Variasi	Jumlah Kuadrat	df	Rata-rata Kuadrat	F	Sig.
Regresi	25,317	5	5,063	6,635	0,002
Sisa	10,683	14	0,763	-	-
Total	36,000	19	-	-	-

Berdasarkan hasil uji F pada Tabel 13, nilai F yang dihitung adalah 6,635 dengan

tingkat signifikansi ($p = 0,002$). Nilai p sebesar 0,002 menunjukkan bahwa probabilitas terjadinya hasil ini secara kebetulan sangat kecil jika semua koefisien sebenarnya tidak memiliki pengaruh. Selain itu, nilai ini jauh lebih kecil daripada tingkat signifikansi 0,05, yang berarti model regresi secara keseluruhan secara statistik signifikan. Temuan ini mengonfirmasi bahwa persepsi guru terhadap berbagai atribut sistem secara signifikan berkontribusi dalam menjelaskan penggunaan sistem penasihat pembelajaran berbasis teknologi. Hasil ini juga memperkuat validitas model regresi yang digunakan, memberikan dasar statistik yang kokoh bahwa semua konstruk dalam kerangka kerja berperan dalam membentuk sikap dan perilaku guru terhadap penggunaan teknologi dalam pendidikan.

8.4 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan, penelitian ini menyimpulkan bahwa guru sekolah dasar di Kota Malang secara umum memiliki persepsi positif terhadap sistem penasihat pembelajaran digital dan terbuka terhadap implementasinya dalam kegiatan pembelajaran di kelas. Hal ini didukung oleh analisis deskriptif, yang menunjukkan nilai rata-rata yang relatif tinggi pada variabel utama TAM, seperti Kegunaan yang Dirasakan (rata-rata = 15,30) dan Kepercayaan Diri (rata-rata = 12,60), menunjukkan bahwa guru menganggap sistem ini bermanfaat dan merasa percaya diri dalam menggunakannya. Berdasarkan hasil uji t parsial (Tabel 12), dari lima variabel independen, hanya Kompleksitas yang memiliki pengaruh signifikan terhadap Penggunaan Teknologi Aktual ($p = 0,037$) dengan koefisien negatif ($B = -0,367$), artinya semakin kompleks sistem tersebut dipersepsikan oleh guru, semakin kecil kemungkinan mereka untuk menggunakannya. Variabel lain seperti Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan ($p = 0,442$), Kegunaan yang Dirasakan ($p = 0,133$), Keyakinan Diri ($p = 0,489$), dan Niat Perilaku untuk Menggunakan ($p = 0,081$) tidak menunjukkan efek yang signifikan secara statistik, meskipun niat menunjukkan kecenderungan mendekati signifikansi. Selain itu, hasil uji F (Tabel 13) menunjukkan bahwa model regresi secara keseluruhan secara statistik signifikan, dengan nilai F sebesar 6.635 dan tingkat signifikansi $p = 0,002$. Ini berarti semua variabel independen secara kolektif memiliki pengaruh signifikan terhadap Penggunaan Teknologi Aktual. Hasil ini memperkuat validitas model regresi dan menunjukkan bahwa variabel yang diukur berkontribusi dalam menjelaskan perilaku guru dalam mengadopsi teknologi. Kesimpulannya, meskipun tidak semua variabel secara individu menunjukkan pengaruh yang signifikan, kombinasi persepsi guru tentang kemudahan penggunaan, kegunaan, dan kepercayaan diri memainkan peran penting dalam mendorong penggunaan sistem yang sebenarnya. Temuan ini menyoroti pentingnya mengurangi kompleksitas sistem dan menyediakan pelatihan yang memadai untuk mendukung adopsi teknologi yang lebih luas. Studi ini memberikan landasan yang kuat untuk mengembangkan kebijak-

an pendidikan berbasis teknologi yang selaras dengan penerimaan guru dan realitas pembelajaran di kelas sekolah dasar Indonesia.

BAB IX

KESIMPULAN DAN SARAN

Kami telah melakukan eksperimen awal dalam memvisualisasikan karakteristik siswa. Meskipun peta yang dihasilkan intuitif dan dalam beberapa hal informatif untuk memahami karakteristik siswa, peta tersebut hanya memberikan gambaran se-kilas untuk satu tes tertentu. Dalam penelitian kami selanjutnya, kami berencana mengintegrasikan informasi dari peta ini ke dalam grafik kesamaan yang lebih baik menggambarkan kesamaan siswa secara hierarkis. Kami kemudian akan menggunakan grafik-grafik ini untuk secara otomatis menghasilkan saran pembelajaran yang dapat disesuaikan secara manual oleh guru dengan tujuan utama membantu siswa. SOM-m-AT diusulkan sebagai metode baru untuk mempelajari kesamaan siswa dalam sistem bimbingan. Melalui beberapa eksperimen empiris, dapat diamati bahwa metode SOM-m-AT yang diusulkan outperforms SOM dalam efisiensi pembelajaran dan tingkat keberhasilan. Dalam penelitian ini, dengan metode SOM m-AT yang diusulkan, kami menemukan siswa dengan performa terburuk. Kita dapat mengetahui masalah yang dihadapi siswa, sehingga: menemukan siswa terdekat untuk mencoba menyelesaikan masalah yang terkait dengan strategi berpikir. Penelitian ini dapat memberikan informasi kepada guru untuk memberikan umpan balik yang sesuai berdasarkan masalah yang dihadapi siswa.

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan, penelitian ini menyimpulkan bahwa guru sekolah dasar di Kota Malang secara umum memiliki persepsi positif terhadap sistem penasihat pembelajaran digital dan terbuka terhadap implementasinya dalam kegiatan pembelajaran di kelas. Hal ini didukung oleh analisis deskriptif, yang menunjukkan nilai rata-rata yang relatif tinggi pada variabel utama TAM, seperti Kegunaan yang Dirasakan (rata-rata = 15,30) dan Kepercayaan Diri (rata-rata = 12,60), menunjukkan bahwa guru menganggap sistem ini bermanfaat dan merasa percaya diri dalam menggunakannya. Berdasarkan hasil uji t parsial (Tabel 12), dari lima variabel independen, hanya Kompleksitas yang memiliki pengaruh signifikan terhadap Penggunaan Teknologi Aktual ($p = 0,037$) dengan koefisien negatif ($B = -0,367$), artinya semakin kompleks sistem tersebut dipersepsikan oleh guru, semakin kecil kemungkinan mereka untuk menggunakannya. Variabel lain seperti Kemudahan Penggunaan yang Dirasakan ($p = 0,442$), Kegunaan yang Dirasakan ($p = 0,133$), Keyakinan Diri ($p = 0,489$), dan Niat Perilaku untuk Menggunakan ($p = 0,081$) tidak menunjukkan efek yang signifikan secara statistik, meskipun niat menunjukkan kecenderungan mendekati signifikansi. Selain itu, hasil uji F (Tabel 13) menunjukkan bahwa model

regresi secara keseluruhan secara statistik signifikan, dengan nilai F sebesar 6.635 dan tingkat signifikansi $p = 0.002$. Ini berarti semua variabel independen secara kolektif memiliki pengaruh signifikan terhadap Penggunaan Teknologi Aktual. Hasil ini memperkuat validitas model regresi dan menunjukkan bahwa variabel yang diukur berkontribusi dalam menjelaskan perilaku guru dalam mengadopsi teknologi. Kesimpulannya, meskipun tidak semua variabel secara individu menunjukkan pengaruh yang signifikan, kombinasi persepsi guru tentang kemudahan penggunaan, kegunaan, dan kepercayaan diri memainkan peran penting dalam mendorong penggunaan sistem yang sebenarnya. Temuan ini menyoroti pentingnya mengurangi kompleksitas sistem dan menyediakan pelatihan yang memadai untuk mendukung adopsi teknologi yang lebih luas. Studi ini memberikan landasan yang kuat untuk mengembangkan kebijakan pendidikan berbasis teknologi yang selaras dengan penerimaan guru dan realitas pembelajaran di kelas sekolah dasar Indonesia.

- Adodo, S. O. dan Agbayewa, J. O. (2011). Effect of homogenous and heterogeneous ability grouping class teaching on student's interest, attitude and achievement in integrated science. 3(March):48–54.
- Afrianto, I. (2012). Penyelesaian masalah minimum spanning tree (mst) menggunakan ant colony system (acs). *Komputa: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, 1(2).
- Ahmad, A., Yusoff, R., Ismail, M. N., dan Rosli, N. R. (2018). Clustering the imbalanced datasets using modified kohonen self-organizing map (ksom). In *Proceedings of Computing Conference 2017*, pages 751–755.
- Alias, U. F., Ahmad, N. B., dan Hasan, S. (2017). Mining of e-learning behavior using som clustering. In *Proceedings of the 6th ICT International Student Project Conference (ICT-ISPC 2017): Elevating Community Through ICT*, pages 1–4.
- Ancho, I., Galang, A., Cruz, A. D., dan Cruz, R. D. (2021). Investigating student-teacher ratio as a factor in reading performance: the case of the philippines. *ETERNAL (English, Teaching, Learning, and Research Journal)*, 7(1):52.
- Anisa, R. J., Jana, P., dan Marsiyam, M. (2021). Persepsi guru matematika terhadap pembelajaran dalam jaringan (daring). *AKSIOMA: Jurnal Program Studi Pendidikan Matematika*, 10(4):2119–2128.
- Argyrou, A. (2009). Clustering hierarchical data using self-organizing map: A graph-theoretical approach. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, volume 5629, pages 19–27.
- Bara, M. W., Ahmad, N. B., Modu, M. M., dan Ali, H. A. (2018). Self-organizing map clustering method for the analysis of e-learning activities. In *Proceedings of Majan International Conference (MIC 2018): Promoting Entrepreneurship and Technological Skills: National Needs, Global Trends*, pages 1–5.
- Bhuyean, M. (2025). Application of t-test as quantitative techniques in research: A statistical study. *Indian Journal Of Applied Research*.
- Boelaert, J., Bendhaiba, L., Olteanu, M., dan Villa-Vialaneix, N. (2014). Sombrero: an r package for numeric and non-numeric self-organizing maps. In *Advances in Self-Organizing Maps and Learning Vector Quantization*, pages 219–228. Springer International Publishing.
- Bolarinwa, O. (2015). Principles and methods of validity and reliability testing of questionnaires used in social and health science researches. *Nigerian Postgraduate Medical Journal*.
- Breard, G. dan Hamel, L. (2018). Evaluating self-organizing map quality measures as convergence criteria. In *Proc. 2018 Int. Conf. on Data Science*, pages 86–92, Las Vegas.

- Budayan, C., Dikmen, I., dan Birgonul, M. T. (2009). Comparing the performance of traditional cluster analysis, self organizing maps and fuzzy c-means method for strategic grouping. *Expert Systems with Applications*, 36(9):11772–11781.
- Cabanes, G., Bennani, Y., dan Fresneau, D. (2012). Enriched topological learning for cluster detection and visualization. *Neural Networks*, 32:186–195.
- Chattopadhyay, M., Dan, P. K., dan Mazumdar, S. (2012). Application of visual clustering properties of self organizing map in machine–part cell formation. *Applied Soft Computing*, 12(2):600–610.
- Cooper, D. R. dan Schindler, P. (2014). *Business research methods*. McGraw-Hill.
- Dan, A. dan Pada, I. C. (2015). Collaborative filtering analysis and implementation of cluster-smoothed for. 2(2):6490–6498.
- Daramola, O., Emebo, O., Afolabi, I., dan Ayo, C. (2014). Implementation of an intelligent course advisory expert system. *Int. J. Adv. Res. Artif. Intell.*, 3(5):6–12.
- Davis, F. D. (1989). Technology acceptance model: Tam. In Al-Suqri, M. N. dan Al-Aufi, A. S., editors, *Information Seeking Behavior and Technology Adoption*, pages 205–219.
- Dini, S. K. dan Fauzan, A. (2020). Clustering provinces in indonesia based on community welfare indicators. *EKSAKTA: Journal of Sciences and Data Analysis*, 1(1):56–63.
- Dragomir, O. E., Dragomir, F., dan Radulescu, M. (2014). Matlab application of kohonen self-organizing map to classify consumers' load profiles. *Procedia Computer Science*, 31:474–479.
- Durfee, A., Schneberger, S., dan Amoroso, D. (2007). Evaluating students computer-based learning using a visual data mining approach. *Journal Informatics Education Research*, 9(1).
- et al., A. A. S. (2021). Cluster analysis of student learning process on digital learning media based on visual intuition using adaptive moving self-organizing maps. In *ACM Int. Conf. Proc. Series*, pages 118–124.
- Fuertes, J. J., Dominguez, M., Reguera, P., Prada, M. A., Diaz, I., dan Cuadrado, A. A. (2010). Visual dynamic model based on self-organizing maps for supervision and fault detection in industrial processes. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(1):8–17.
- Gentle, J. E., Kaufman, L., dan Rousseeuw, P. J. (1991). *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. Wiley.
- George, A. J., Gopakumar, G., Pradhan, M., Nazeer, K. A. A., dan Palakal, M. J. (2015). A self organizing map-harmony search hybrid algorithm for clustering biological data. In *2015 IEEE International Conference on Signal Processing, Informatics, Communication and Energy Systems (SPICES)*, pages 1–5. IEEE.

- Giordani, P. dkk. (2020). An introduction to clustering with r. In *Behaviormetrics: Quantitative Approaches to Human Behavior*, volume 1.
- Glejser, H. (1969). A new test for heteroskedasticity. *Journal of the American Statistical Association*, 64(325):316–323.
- Ha, J., Kambe, M., dan Pe, J. (2011). *Data Mining: Concepts and Techniques*.
- Hagenbuchner, M., Sperduti, A., dan Tsoi, A. C. (2009). Graph self-organizing maps for cyclic and unbounded graphs. *Neurocomputing*, 72(7–9):1419–1430.
- Han, J., Kamber, M., dan Pei, J. (2011). *Data Mining: Concepts and Techniques*. Elsevier.
- Hartono, P. dan Ogawa, K. (2017). Intuitive analysis by visualizing context relevant e-learning data. *IPSJ Transactions on Computers and Education*.
- Hasanah, N., Hayashi, Y., dan Hirashima, T. (2015). Investigation of students' performance in monsakun problem posing activity based on the triplet structure model of arithmetical word problems. In *Proceedings of the 23rd ICCE 2015*, pages 27–36.
- Haykin, S. (2005). *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall.
- Hirashima, T., Yamamoto, S., dan Hayashi, Y. (2014). Triplet structure model of arithmetical word problems for learning by problem-posing. In *International Conference on Human Interface and the Management of Information*, pages 42–50.
- Hirashima, T., Yokoyama, T., Okamoto, M., dan Takeuchi, A. (2007). Learning by problem-posing as sentence-integration and its experimental use. In *Proceedings of Artificial Intelligence in Education*, pages 254–261.
- Isnaeni, W. dan Nuraeni (2020). The analysis of students' learning style. *Scope of English Language Teaching, Literature and Linguistics*, 3(1):41–46.
- Jin, H., Shum, W. H., Leung, K. S., dan Wong, M. L. (2004). Expanding self-organizing map for data visualization and cluster analysis. *Information Sciences*, 163(1-3):157–173.
- K-means, M. M., Romdhoni, H. A., Furqon, M. T., dan Adinugroho, S. (2018). Clustering mobilitas masyarakat berdasarkan moda transportasi menggunakan metode k-means. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (J-PTIIK) Universitas Brawijaya*, 2(7):2459–2464.
- Kadir, K. (2011). Implementasi pendekatan pembelajaran problem posing dan pengaruhnya terhadap hasil belajar matematika. *Jurnal Pendidikan dan Kebudayaan*, 17(2):203–214.
- Kang, H. M. dan Yusof, F. (2012). Application of self-organizing map (som) in missing rainfall data in malaysia. *International Journal of Computer Applications*, 48(5):23–28.
- Kaya, D. (2017). Self-organizing neural network map for the purpose of visualizing the concept images of students on angles. *International Journal of Research in Education and Science (IJRES)*, 3(2):503–520.

- Khatun, N. (2021). Applications of normality test in statistical analysis. *Open Journal of Statistics*.
- Kim, J. (2019). Multicollinearity and misleading statistical results. *Korean Journal of Anesthesiology*.
- Kohonen, T. (1998). The self-organizing map. *Neurocomputing*, 21(1–3):1–6.
- Kohonen, T. (2013). Essentials of the self-organizing map. *Neural Networks*, 37:52–65.
- Kohonen, T. dan Somervuo, P. (1998). Self-organizing maps of symbol strings. *Neural Processing Letters*, 21.
- Kohonen, T. dan Somervuo, P. (2002). How to make large self-organizing maps for nonvectorial data. *Neural Networks*, 15:945–952.
- Kreuseler, M. dan Schumann, H. (2002a). A flexible approach for visual data mining. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 8(1):39–51.
- Kreuseler, M. dan Schumann, H. (2002b). A flexible approach for visual data mining. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 8(1):39–51.
- Lee, A. C.-D. dan Rinner, C. (2015). Visualizing urban social change with self-organizing maps: Toronto neighbourhoods, 1996–2006. *Habitat International*, 45:92–98.
- Lee, K. J., Yun, S. T., Yu, S., Kim, K. H., Lee, J. H., dan Lee, S. H. (2019). The combined use of self-organizing map technique and fuzzy c-means clustering to evaluate urban groundwater quality in seoul metropolitan city, south korea. *Journal of Hydrology*, 569(July 2018):685–697.
- Lestari, W. (2014). Kecerdasan majemuk mahasiswa menggunakan algoritma self organizing maps (som). *Jurnal Sainstech Politeknik Indonusa Surakarta*, 1(1):53–58.
- Li, X. dan Juhola, M. (2013). Crime and its social context: Analysis using the self-organizing map. In *European Intelligence and Security Informatics Conference (EISIC)*, pages 121–124.
- Li, X. dan Juhola, M. (2014). Country crime analysis using the self-organizing map, with special regard to demographic factors. *Journal of Knowledge, Culture and Communication*, 29(1).
- Mangera, C. dan Sureiman, O. (2020). F-test of overall significance in regression analysis simplified. *Journal of the Practice of Cardiovascular Sciences*.
- Manullang, D. S., Aryani, D., dan Rusydah, H. (2023). Analisis principal component analysis (pca) dalam penentuan faktor kepuasan pengunjung terhadap layanan perpustakaan digilib. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 7(1):123–130.
- Mayer, R. (2011). Analysing the similarity of album art with self-organising maps. pages 357–366.

- Mayer, R. dan Rauber, A. (2010a). Visualising clusters in self-organising maps with minimum spanning trees. In *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, volume 6353, pages 426–431.
- Mayer, R. dan Rauber, A. (2010b). Visualising clusters in self-organising maps with minimum spanning trees. In *Lecture Notes in Computer Science*, 6353 LNCS(PART 2), pages 426–431.
- MohamedAly, W., Hegazy, O. F., dan Rashad, H. M. N. (2013). Automated student advisory using machine learning. *International Journal of Computer Applications*, 81(19):19–24.
- Molina-García, J., García-Massó, X., Estevan, I., dan Queralt, A. (2019). Built environment, psychosocial factors and active commuting to school in adolescents: Clustering a self-organizing map analysis. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(1).
- Mostafa, M. M. (2010). Clustering the ecological footprint of nations using kohonen's self-organizing maps. *Expert Systems with Applications*, 37(4):2747–2755.
- Muhasim, M. (2017). Pengaruh teknologi digital terhadap motivasi belajar peserta didik. *Palapa*, 5(2):53–77.
- Nam, Y., Koh, S. H., Jeon, S. J., Youn, H. J., Park, Y. S., dan Choi, W. (2015). Hazard rating of coastal pine forests for a black pine bast scale using self-organizing map (som) and random forest approaches. *Ecological Informatics*, 29:206–213.
- Ngai, E. W. T., Hu, Y., Wong, Y. H., Chen, Y., dan Sun, X. (2011). The application of data mining techniques in financial fraud detection: A classification framework and an academic review of literature. *Decision Support Systems*, 50(3):559–569.
- Norman, R., Quaife, M., Mohamed, A., dan Ozdemir, S. (2024). An overview of data collection in health preference research. *The Patient*.
- Nsikan-Abasi, I. R. (2016). Engineering of a student advisory management system: Development perspective. *Am. J. Softw. Eng. Appl.*, 5(4):21.
- Nugroho, C. A., Hendrawan, R. A., dan Hafidz, I. (2012). Clustering kelompok swadaya masyarakat (ksm) dalam menentukan kebijakan bantuan badan pemberdayaan masyarakat di kota surabaya dengan menggunakan metode self-organizing map (som) dan k-means. *Jurnal Teknik ITS*, 1(1):368–373.
- Nugroho, C. A., Hendrawan, R. A., dan Hafidz, I. (2012). Clustering kelompok swadaya masyarakat (ksm) dalam menentukan kebijakan bantuan badan pemberdayaan masyarakat di kota surabaya dengan menggunakan metode self-organizing map (som) dan k-means. *Jurnal Teknik ITS*, 1(1):368–373.
- Nurkholis (2013). Pendidikan dalam upaya memajukan teknologi. 1(1):24–44.

- Oliver, E., Vallés-Pérez, I., Baños, R. M., Cebolla, A., Botella, C., dan Soria-Olivas, E. (2018). Visual data mining with self-organizing maps for “self-monitoring” data analysis. *Sociological Methods and Research*, 47(3):492–506.
- Oluwaseun, A. dan Chaubey, M. (2019). Data mining classification techniques. *Global Scientific Journal*, 7(April):79–95.
- Pamitah, D. dan Murni (2015). Qualitative analysis of high school students’ thinking style in solving physics problems on parabolic motion material. *Journal of Innovation and Learning Physics*, pages 106–118.
- Pisano, B., Fanni, A., Teixeira, C. A., dan Dourado, A. (2017). Application of self organizing map to identify nocturnal epileptic seizures. In *12th International Workshop on Self-Organizing Maps and Learning Vector Quantization, Clustering and Data Visualization (WSOM 2017)*.
- Rahayuningsih, S. (2018). *Teori Graph dan Penerapanya*. Program Studi Pendidikan Matematika IKIP Budi Utomo Malang.
- Resta, M. (2016). Enhancing self-organizing map capabilities with graph clustering: An application to financial markets. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 23(1–2):21–46.
- Ringner, M. (2008). Principal component analysis is often incorporated into genome-wide expression studies, but what is it and how can it be used to explore high-dimensional data? *Nature Biotechnology*, 26:303–304.
- Sarlin, P. (2013). Exploiting the self-organizing financial stability map. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(5–6):1532–1539.
- Schillaci, M. dan Schillaci, M. (2022). Estimating the population variance, standard deviation, and coefficient of variation: Sample size and accuracy. *Journal of Human Evolution*.
- Schumacher, C. dan Ifenthaler, D. (2018). Features students really expect from learning analytics. *Comput. Human Behav.*, 78:397–407.
- Shatnawi, R., Althebyan, Q., Ghaleb, B., dan Al-Maolegi, M. (2021). A student advising system using association rule mining. *Int. J. Web-Based Learn. Teach. Technol.*, 16(3):65–78.
- Silva, B. dan Marques, N. (2010). Feature clustering with self-organizing maps and an application to financial time-series for portfolio selection. In *International Conference on Neural Computation (ICNC)*.
- Silva, L. A. dan Costa, J. A. F. (2011). A graph partitioning approach to som clustering. In *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, volume 6936, pages 152–159.

- Singh, R. V. dan Bhatia, M. P. S. (2011). Data clustering with modified k-means algorithm. In *International Conference on Recent Trends in Information Technology (ICRTIT 2011)*, pages 717–721.
- Siswono, T. Y. E. (2005). Upaya meningkatkan kemampuan berpikir kreatif siswa melalui pengajuan masalah. *Pendidikan Matematika*, 1:1–15.
- Souza, A., Alexandre, N., dan Guirardello, E. (2017). Psychometric properties in instruments evaluation of reliability and validity.
- Spitz, E., Guillemin, F., Lemétayer, F., Ricci, L., Coste, J., Rotonda, C., dan Lanfranchi, J. (2018). Qualitative methods used to generate questionnaire items: A systematic review. *Qualitative Health Research*.
- Stefanovič, P. dan Kurasova, O. (2014a). Creation of text document matrices and visualization by self-organizing map. 1.
- Stefanovič, P. dan Kurasova, O. (2014b). Investigation on learning parameters of self-organizing maps. 2(2):45–55.
- Steffens, F. E. (1983). What is principal components analysis? In *Seminar on Principal Components Analysis in the Atmospheric and Earth Sciences*, Pretoria.
- Sudianto Manullang, D. A. dan Rusydhah, H. (2020). Analisis principal component analysis (pca) dalam penentuan faktor kepuasan pengunjung terhadap layanan perpustakaan digilib. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 7(1):123–130.
- Supianto, A. A., Hayashi, Y., dan Hirashima, T. (2016a). Visualizations of problem-posing activity sequences toward modeling the thinking process. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*.
- Supianto, A. A., Hayashi, Y., dan Hirashima, T. (2016b). Visualizations of problem-posing activity sequences toward modeling the thinking process. *Research and Practice in Technology Enhanced Learning*.
- Supianto, A. A., Hayashi, Y., dan Hirashima, T. (2017a). An investigation of learners' actions in posing arithmetic word problems on an interactive learning environment. *IEICE Transactions on Information and Systems*, E100-D(11):2725–2728.
- Supianto, A. A., Hayashi, Y., dan Hirashima, T. (2017b). An investigation of learner's actions in posing arithmetic word problem on an interactive learning environment. *IEICE Transaction Information and System*, E100-D(11):2725–2728.
- Supianto, A. A., Wicaksono, S. A., Bachtiar, F. A., Herlambang, A. D., Hayashi, Y., dan Hirashima, T. (2019). Web-based application for visual representation of learners' problem-posing learning pattern. *Journal of Information Technology and Computer Science*, 4(1):103–115.

- Tibyani, T., Anam, S., Wardhani, N. W. S., dan Hartono, P. (2024). Visualization of students' performance from digital learning media using self-organizing map (som). In *AIP Conference Proceedings*, volume 3132. AIP Publishing.
- Tibyani, T., Supianto, A. A., Wardhani, N. W. S., Anam, S., dan Hartono, P. (2025). Learning-advisory system based on students' similarity. *International Journal of Mathematics and Computer Science*, 20(4). Scopus Q3.
- Tokutaka, H., Ohkita, M., Inui, M., dan Yamada, S. (2001). Self-organising maps (som) and minimal.
- Turner, D. (2020). Sampling methods in research design. *Headache: The Journal of Head and Face Pain*.
- van den Herik, J. dan Filipe, J. (2017). Preface. In *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, volume 10162 of *LNAI*, pages V–VI.
- Vasighi, M. dan Amini, H. (2017). A directed batch growing approach to enhance the topology preservation of self-organizing map. *Applied Soft Computing Journal*, 55:424–435.
- Venkatesh, V. dan Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2):186–204.
- Viberg, O., Hatakka, M., Bälter, O., dan Mavroudi, A. (2018). The current landscape of learning analytics in higher education. *Comput. Human Behav.*, 89:98–110.
- Vicente, R., Almagro, R., Flores, L., Reomero, J., dan Amora, M. (2024). Comparative analysis of two educational systems in both basic and higher education between japan and singapore. *Asian Journal of Education and Social Studies*.
- Wehrens, R. dan Buydens, L. M. C. (2007). Self- and superorganizing maps in r: The kohonen package. *Journal of Statistical Software*, 21(5):1–19.

LAMPIRAN A