

## **PENINGKATAN PERFORMA PENGELOMPOKAN POLA BERPIKIR SISWA DALAM BELAJAR PADA MEDIA PEMBELAJARAN MENGGUNAKAN *DIRECT BATCH GROWING SELF ORGANIZING MAP***

Mochammad Izzuddin<sup>1</sup>, Ahmad Afif Supianto<sup>\*2</sup>, Tibyani<sup>3</sup>, Hilman Ferdinandus Pardede<sup>4</sup>, Asri Rizki Yuliani<sup>5</sup>, Ade Ramdan<sup>6</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Brawijaya, Malang, <sup>2,4,5,6</sup>Pusat Riset Informatika, Badan Riset dan Inovasi Nasional, Jakarta Pusat  
Email: <sup>1</sup>mochizzuddin@student.ub.ac.id, <sup>2</sup>afif.supianto@ub.ac.id / ahma083@lipi.go.id, <sup>3</sup>tibyani@ub.ac.id,  
<sup>4</sup>hilm001@lipi.go.id, <sup>5</sup>asri006@lipi.go.id, <sup>6</sup>ader001@lipi.go.id

\*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 21 September 2021, diterima untuk diterbitkan: 31 Januari 2022)

### **Abstrak**

Tidak sedikit siswa mengalami kendala untuk keluar dari kebuntuan berpikir saat belajar. Setiap siswa memiliki caranya masing-masing untuk menyelesaikan masalah kebuntuan tersebut, yang disebabkan oleh pola berpikir yang berbeda-beda. Kendati berbeda, pola berpikir tersebut memiliki kemiripan yang dapat dikelompokkan agar pemberian umpan balik dapat dilakukan dengan tepat secara berkelompok. Salah satu cara yang dapat dilakukan untuk mengelompokkan siswa berdasarkan pola berpikirnya adalah *clustering*. Penelitian untuk mengelompokkan berdasarkan kecerdasan sudah pernah dilakukan menggunakan salah satu teknik *clustering* yaitu *Self Organizing Map* (SOM). Namun SOM memiliki keterbatasan dalam menentukan ukuran jaringan karena bersifat statis. Keterbatasan yang ada pada SOM dapat diatasi, penelitian ini mengusulkan *Direct Batch Growing Self Organizing Map* (DBGSOM) yang bersifat dinamis dalam ukuran jaringan dan lebih cepat dalam proses pelatihannya. Penelitian ini dimulai dengan mengidentifikasi masalah untuk mengetahui kemungkinan penyelesaian permasalahan. Tahap selanjutnya adalah pengumpulan data dan pemilihan data yang digunakan dalam penelitian. Tahap akhir, evaluasi dilakukan terhadap data yang terdiri dari 12 assignment untuk mengetahui performa terbaik dari DBGSOM. Hasil evaluasi yang telah dilakukan menunjukkan bahwa *clustering* DBGSOM memperoleh performa lebih baik daripada SOM pada 11 assignment dari 12 assignment. Pengukuran signifikansi perbandingan dilakukan dengan metode *Wilcoxon* yang menghasilkan nilai *test stat* 8 dan *critical value* 13. Hal ini membuktikan bahwa penerapan DBGSOM mampu memberikan peningkatan performa *clustering* yang signifikan dari SOM.

**Kata kunci:** pola berpikir siswa, *clustering*, *self organizing map* (SOM), *direct batch growing self organizing map* (DBGSOM)

## **IMPROVEMENT OF CLUSTERING PERFORMANCE OF STUDENT THINKING PATTERN IN LEARNING MEDIA USING DIRECT BATCH GROWING SELF ORGANIZING MAP**

### **Abstract**

*A few times, students have difficulty getting out of the deadlock in thinking while studying. Each student has their own way of solving the deadlock problem, which is caused by different thinking patterns. Although different, these thinking patterns have similarities that can be grouped so that giving feedback can be done appropriately in groups. One way that can be done to group students based on their thinking patterns is clustering. Research for grouping based on intelligence has been done using one of the clustering techniques, namely Self Organizing Map (SOM). However, SOM has limitations in determining network size because it is static. The limitations that exist in SOM can be overcome, this study proposes a Direct Batch Growing Self Organizing Map (DBGSOM) which is dynamic in network size and faster in the training process. This research begins by identifying the problem to determine the possibility of solving the problem. The next stage is data collection and data selection used in research. The final stage, evaluation is carried out on the data consisting of 12 assignments to find out the best performance of DBGSOM. The results of the evaluation that have been carried out show that DBGSOM clustering has better performance than SOM on 11 assignments out of 12 assignments. The comparison significance measurement was carried out using the Wilcoxon method which resulted in a test stat value of 8 and*

a critical value of 13. This proves that the application of DBGSOM is able to provide a significant increase in clustering performance from SOM.

**Keywords:** student thinking pattern, clustering, self organizing map (SOM), direct batch growing self organizing map (DBGSOM)

## 1. PENDAHULUAN

Pembelajaran merupakan proses yang diperlukan individu untuk mengembangkan potensi diri dan memiliki tujuan tertentu yang diarahkan untuk mendapatkan kesempurnaan dan keseimbangan dalam individu maupun masyarakat (Nurkholis, 2013). Dalam kegiatan pembelajaran, siswa diajarkan bagaimana menyelesaikan suatu masalah. Memahami suatu permasalahan dalam soal dapat ditunjukkan dengan memahami akan apa yang ditanyakan dan apa yang sudah diketahui. Sedangkan dalam suatu permasalahan merencanakan penyelesaian dari suatu masalah ditunjukkan dengan menyusun informasi dan data yang ada menggunakan strategi-strategi untuk menemukan kemungkinan penyelesaian (Eko S., 2005). Oleh karena itu dalam menyelesaikan suatu masalah, setiap siswa memiliki cara dan proses berpikir yang berbeda (Pamitah & Murni, 2017). Sehingga perlu untuk mengetahui proses berpikir masing-masing siswa. Untuk mengetahui pola berpikir siswa dapat dilakukan dengan pengamatan aktivitas mereka dalam belajar.

Terdapat berbagai macam aktivitas belajar yang dapat dilakukan siswa, salah satunya adalah belajar melalui media pembelajaran. Aktivitas belajar yang dapat dilakukan siswa pada media pembelajaran adalah mengerjakan latihan soal (Cahya, et al., 2019). Strategi yang dilakukan untuk mendapatkan kemungkinan penyelesaian soal menjadi pembeda dari masing-masing siswa. Perbedaan strategi yang dilakukan siswa untuk menyelesaikan soal dalam media pembelajaran timbul dari cara dan proses berpikir siswa yang berbeda. Pengelompokan kemiripan pola berpikir siswa dapat dilakukan berdasarkan data jejak aktivitas yang dilakukan siswa dalam menyelesaikan soal tersebut.

Cara yang dapat dilakukan untuk melakukan pengelompokan kemiripan pola berpikir siswa adalah dengan menggunakan teknik *clustering*. Proses *clustering* dilakukan pemilahan dan pengelompokan data berdasarkan kemiripan karakteristiknya antara satu data dan data yang lain (Id, et al., 2018). Salah satu algoritma yang dapat melakukan *clustering* adalah *Self Organizing Map (SOM)*. SOM diimplementasikan di beberapa bidang seperti bisnis (Ghozali, et al., 2017), olahraga (Budhi, et al., 2008), dan pendidikan (Hilmi, et al., 2015) (Lestari, 2014). Penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan SOM menyimpulkan bahwa *cluster* yang dihasilkan dengan menggunakan

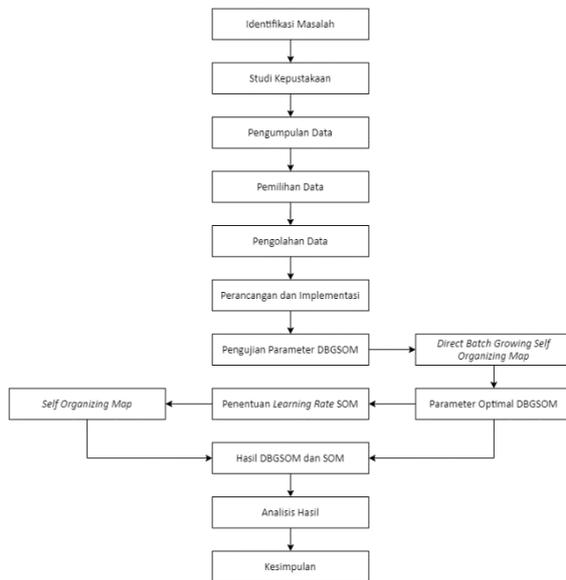
metode SOM mampu memetakan kecerdasan majemuk mahasiswa berdasarkan kemiripan kecerdasan majemuknya (Lestari, 2014). Namun, SOM memiliki keterbatasan dalam menentukan ukuran jaringan (Vasighi & Amini, 2017). Untuk mengatasi keterbatasan ini terdapat versi dari SOM yang bersifat dinamis dalam ukuran jaringan, yaitu *Growing Self Organizing Map (GSOM)*. Namun GSOM memiliki kekurangan yaitu penambahan *neuron* pada GSOM dilakukan dengan langsung mengisi posisi yang tersedia disekitar *boundary* neuron pada fase *growing*. Terdapat metode lanjutan dari GSOM yang dapat mengatasi kekurangan dari GSOM yaitu DBGSOM. Pada proses *growing* dalam DBGSOM mempertimbangkan akumulatif *Error* neuron untuk menentukan posisi neuron baru, hal ini yang dapat menutupi kekurangan GSOM (Vasighi & Amini, 2017). Menggunakan metode DBGSOM menunjukkan nilai hasil evaluasi yang lebih baik dibanding dengan metode GSOM dan SOM (Vasighi & Amini, 2017).

Terinspirasi dari keunggulan DBGSOM tersebut mendorong peneliti untuk melakukan penelitian dengan menggunakan metode DBGSOM untuk *clustering* data aktivitas siswa yang didapatkan dari mengerjakan soal dalam media pembelajaran dan menguji kualitas *cluster* yang terbentuk dengan menggunakan *Silhouette Coefficient*. Berdasarkan latar belakang tersebut, maka penelitian yang dilakukan untuk *clustering* pola berpikir siswa menggunakan DBGSOM dengan rumusan masalah (1) Berapa nilai optimal untuk parameter dalam *Direct Batch Growing Self Organizing Map* yang meliputi *width*, *Spread Factor*, dan jumlah *epoch* dalam *clustering* cara berpikir siswa dalam belajar pada media pembelajaran dan (2) Bagaimana perbandingan hasil evaluasi menggunakan *Silhouette Coefficient* untuk metode *Direct Batch Growing Self Organizing Map* dan *Self Organizing Map* dalam *clustering* cara berpikir siswa dalam belajar pada media pembelajaran.

## 2. METODE PENELITIAN

Tahapan metode penelitian yang diusulkan dapat dilihat pada Gambar 1. Tahapan pertama yang dilakukan dalam penelitian ini adalah identifikasi masalah. Dalam tahap ini, identifikasi masalah yang dilakukan berkaitan dengan judul penelitian yang dilakukan yaitu penerapan *Direct Batch Growing Self Organizing Map (DBGSOM)* untuk *clustering* pola berpikir siswa dalam belajar pada media pembelajaran. Tahapan selanjutnya adalah studi

kepastakaan, Pada tahap ini dilakukan studi kepustakaan untuk memperoleh informasi serta referensi sebagai literasi yang digunakan sebagai pedoman dalam penelitian ini. Studi pustaka yang diperoleh dari berbagai artikel ilmiah seperti buku, jurnal, dan internet yang berhubungan dengan topik penelitian ini yaitu *Direct Batch Growing Self Organizing Map* (DBGSOM).



Gambar 1. Alur metode penelitian yang diusulkan.

Tahapan selanjutnya adalah pengumpulan data, data didapatkan dari aktivitas siswa SD kelas 1 di Jepang pada tahun 2014 ketika melakukan pembelajaran di media pembelajaran Monsakun. Terkait Monsakun dibahas pada subbab 2.1. Dataset yang digunakan adalah log data aktivitas siswa pada Monsakun tersebut. Kemudian dilakukan pemilihan data dan pengolahan data untuk mendapatkan data yang bisa digunakan dalam implementasi DBGSOM. Kemudian tahapan selanjutnya adalah melakukan pengujian terhadap data yang telah diolah, namun sebelum dilakukan proses pengujian, dilakukan proses normalisasi menggunakan *Min-Max Normalization* untuk mengubah nilai dari seluruh fitur dalam data ke dalam skala 0 – 1 (Pandey & Jain, 2017). Pengujian dilakukan untuk mendapatkan parameter optimal untuk *Direct Batch Growing Self Organizing Map* (DBGSOM) sehingga dapat menghasilkan hasil evaluasi terbaik. Kemudian parameter optimal DBGSOM dan learning rate yang telah ditentukan digunakan untuk menguji *Self Organizing Map* (SOM). Kemudian dari hasil evaluasi DBGSOM dan SOM dilakukan analisis hasil.

### 2.1 Monsakun sebagai Media Pembelajaran Aritmatika Sederhana

Monsakun merupakan media pembelajaran dengan menerapkan konsep *problem-posing* yang

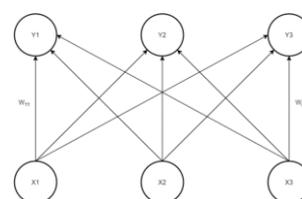
menilai integrasi untuk permasalahan kalimat aritmatika (Supianto, et al., 2017). Media pembelajaran monsakun memberikan umpan balik secara otomatis sehingga guru dapat memonitor perkembangan siswa secara individu (Kurayama & Hirashima, 2010). Media pembelajaran monsakun menyajikan permasalahan ke dalam 5 level, dalam setiap levelnya terdapat 12 *assignment*. Jenis *assignment* yang disajikan dalam tiap level dibedakan menjadi beberapa jenis yaitu, *assignment* 1-3 merupakan cerita kombinasi, *assignment* 4-6 merupakan cerita pertambahan, *assignment* 7-9 merupakan cerita pengurangan, dan *assignment* 10-12 merupakan cerita perbandingan.

Cara kerja media pembelajaran monsakun adalah dengan memasang kartu kalimat (*sentence card*) ke dalam 3 slot jawaban. Apabila slot jawaban sudah terisi dan siswa merasa susunannya benar, mereka dapat melakukan klik pada tombol jawaban. Siswa melakukan hal ini untuk mengerjakan setiap soal (*assignment*) yang terdapat dalam media pembelajaran Monsakun. Seluruh kegiatan yang dilakukan siswa dalam media pembelajaran Monsakun akan direkam. Jejak kegiatan yang direkam adalah *set* atau pemasangan kartu ke dalam slot jawaban, *remove* atau penghapusan kartu yang sudah dipasang pada slot jawaban, pemilihan kartu kalimat, dan status jawaban (benar atau salah).

### 2.2 Self Organizing Map (SOM) Clustering

Teknik *clustering* merupakan pengelompokan data dengan cara mengelompokkan data yang mirip satu sama lain dan berbeda dengan kelompok lain (Han, et al., 2012). *Clustering* mengumpulkan data yang tidak berlabel membentuk kelompok dengan karakter data yang mirip. Terdapat beberapa pendekatan yang digunakan dalam mengembangkan metode *clustering*, yaitu pendekatan partisi dan pendekatan hirarki. Disamping kedua pendekatan tersebut terdapat clustering dengan pendekatan *automatic mapping* (*Self Organizing Map*).

*Self Organizing Map* (SOM) adalah model jaringan saraf dengan pelatihannya *unsupervised* yang secara efektif dapat memetakan data berdimensi tinggi menjadi ruang berdimensi rendah (biasanya 2 dimensi) (Spanakis & Weiss, 2016). Jaringan SOM terdiri dari 2 lapisan yaitu lapisan *input X* dan lapisan *output Y* (neuron) dengan bobot *W* yang menghubungkan antara kedua lapisan tersebut. Struktur dari SOM dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur SOM (Azmi, 2014)

Bobot digunakan sebagai komponen dalam menentukan jarak data terhadap neuron. SOM klasik bersifat statis yang berarti jumlah neuron di awal proses pelatihan akan sama dengan jumlah neuron pada akhir *epoch*. Menurut (Azmi, 2014) algoritma SOM ditulis sebagai berikut :

**Langkah 1 :** Inisialisasi nilai bobot, *learning rate*, dan nilai *epoch* maksimal.

**Langkah 2 :** Untuk setiap vektor masukan X, kerjakan langkah 3-5.

**Langkah 3 :** Untuk setiap j, mencari *Best matching Unit* (BMU) dengan menghitung jarak menggunakan Euclidean  $D_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_{ji} - W_{ji})^2}$ ,  $D_j$  merupakan Jarak Euclidean,  $X_{ji}$  merupakan data pada baris ke j, kolom ke i, dan  $W_{ji}$  merupakan bobot pada baris ke j, kolom ke i.

**Langkah 4 :** Menentukan neuron pemenang dengan mengambil nilai  $D_j$  terkecil.

**Langkah 5 :** Update bobot dengan menggunakan persamaan  $W_{ji}(n) = W_{ji}(o) + \alpha (X_i - W_{ji}(o))$ , n merupakan banyak data, (Cahya, et al., 2019)  $W_{ji}(n)$  merupakan bobot baru,  $W_{ji}(o)$  merupakan bobot lama,  $\alpha$  merupakan *learning rate*, dan  $X_i$  merupakan data ke i.

**Langkah 6 :** Mengubah nilai *learning rate*.

**Langkah 7 :** Periksa epoch saat ini, jika belum pada epoch maksimal, maka lakukan langkah 2-6. Jika sudah terpenuhi, maka proses pelatihan berhenti

### 2.3 Direct Batch Growing Self Organizing Map (DBGSOM)

*Direct Batch Growing Self Organizing Map* (DBGSOM) hampir sama dengan GSOM, yang menjadi pembeda antara keduanya adalah dalam DBGSOM proses perbaruan bobot neuronnya mengadopsi dari BLSOM yaitu dengan menerapkan prinsip *batch learning* dan dalam menambahkan neuronnya mempertimbangkan akumulatif *error* sehingga dapat membentuk topologi map yang lebih baik. DBGSOM menghasilkan hasil yang lebih baik dibandingkan GSOM dan SOM dalam hal topologi dan clustering (Vasighi & Amini, 2017). Berikut adalah proses pelatihan pada DBGSOM :

**Langkah 1 :** Inisialisasi *grid* dengan 4 neuron dan bobotnya acak dengan nilai antara 0-1, menghitung *Growing Threshold* (GT) berdasarkan *Spread Factor* (SF) dan dimensi data, dan menentukan *epoch* maksimal.

**Langkah 2 :** *Reset* nilai Akumulatif *Error* setiap neuron.

**Langkah 3 :** Mencari *Best Matching Unit* (BMU) dari setiap neuron atau diambil dari jarak terdekat dari setiap neuron terhadap data.

**Langkah 4 :** Memperbarui bobot neuron dilakukan berdasarkan prinsip *batch learning* dengan cara menghitung rerata *Voronoi sets* dengan menggunakan persamaan  $w_i^{new} = \frac{\sum_{j=1}^k h_{cj,i} x_i}{\sum_{j=1}^k h_{cj,i}}$ ,  $w_i^{new}$  merupakan bobot baru neuron,  $h_{cj,i}$  merupakan fungsi ketetanggaan *Gaussian*, dan  $x_i$  menunjukkan data ke-i

**Langkah 5 :** Menghitung Akumulatif *Error* ( $E_i$ ) untuk setiap neuron dengan persamaan  $E_i = \sum_{p=1}^k ||x_p - w_i||$ ,  $E_i$  merupakan Akumulatif *Error*,  $x_p$  menunjukkan data ke-p, dan  $w_i$  merupakan bobot neuron ke-i

**Langkah 6 :** Untuk setiap neuron i, jika bukan *boundary* neuron dan  $E_i > GT$ , setengah nilai dari  $E_i$  dibagikan sama rata terhadap tetangga batas jika ada.

**Langkah 7 :** Untuk setiap neuron i, jika merupakan *boundary* neuron dan  $E_i > GT$ , satu neuron akan ditambahkan di posisi yang kosong dengan mempertimbangkan peraturan penambahan neuron.

**Langkah 8 :** Memberikan bobot terhadap neuron baru dengan menggunakan peraturan pemberian bobot neuron baru.

**Langkah 9 :** Lakukan langkah 2 - 8 hingga tercapai *epoch* maksimal.

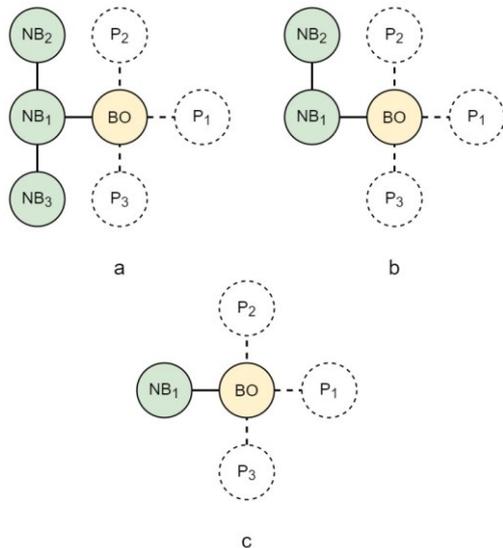
Dalam DBGSOM pada saat penambahan neuron baru terdapat beberapa aturan tergantung dari berapa posisi yang tersedia disekitar *boundary* neuron. (Vasighi & Amini, 2017) beberapa aturan pada saat fase *growing* adalah sebagai berikut :

1. Tiga Posisi tersedia (aturan 3p)

Aturan 3p berlaku ketika terdapat 3 posisi kosong yang ada disekitar *boundary* neuron (BO). 3 posisi yang tersedia disekitar *boundary* neuron ditunjukkan Gambar 3.

Untuk menambahkan neuron baru pada salah satu posisi yang tersedia, maka perlu mempertimbangkan akumulasi *error* di sekitar *boundary* neuron (ENB). Berdasarkan Gambar 2.a  $P_1$  akan dipilih jika  $ENB_1 > ENB_2, ENB_3$ .  $P_2$  akan dipilih jika  $ENB_2 > ENB_3$ .  $P_3$  akan dipilih jika  $ENB_3 > ENB_2$ .

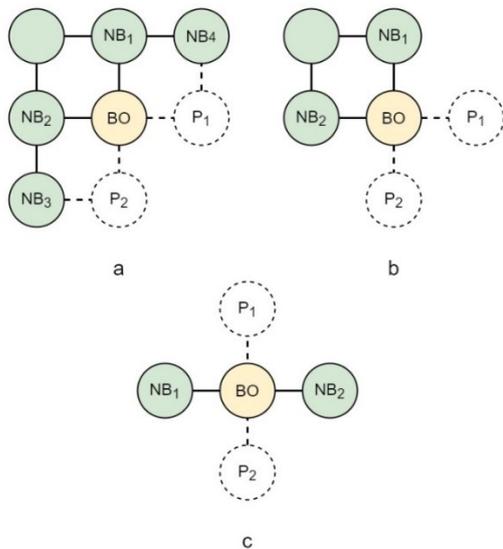
Jika hanya terdapat 1 neuron yang terhubung dengan posisi yang tersedia berdasarkan Gambar 2.b maka  $P_3$  akan diabaikan sehingga yang dapat menjadi kandidat tersisa  $P_1$  dan  $P_2$ . Pemilihan posisi yang tersedia tetap sama dengan menggunakan pertimbangan sebelumnya.



Gambar 3. Tiga Posisi yang tersedia di sekitar boundary Neuron (Vasighi & Amini, 2017)

2. Dua Posisi tersedia (aturan 2p)

Aturan 2p berlaku ketika terdapat 2 posisi kosong yang ada disekitar *boundary* neuron (BO). 2 posisi yang tersedia disekitar *boundary* neuron ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Dua Posisi yang tersedia di sekitar boundary Neuron (Vasighi & Amini, 2017)

Untuk menambahkan neuron baru pada salah satu posisi yang tersedia, maka perlu mempertimbangkan akumulasi *error* di sekitar *boundary* neuron (ENB). Berdasarkan Gambar 3.a  $P_1$  dipilih jika  $ENB_4 > ENB_3$ , jika tidak maka posisi yang akan dipilih adalah  $P_2$ . Berdasarkan Gambar 3.b maka  $P_1$  dipilih jika  $ENB_1 > ENB_2$ , jika tidak maka posisi yang akan dipilih adalah  $P_2$ .

Jika posisi yang tersedia tidak ada yang terhubung dengan neuron disekitar *boundary neuron* berdasarkan Gambar 3.c maka memilih posisi tersedia secara acak.

3. Satu Posisi tersedia (aturan 1p)

Jika hanya ada 1 posisi yang tersedia pada sekitar *boundary neuron*, maka posisi tersebut dapat langsung diisi dengan neuron baru.

Setelah fase *growing* pada DBGSOM dilakukan neuron baru yang sudah ditambahkan akan diberikan bobot dengan aturan yang telah ditentukan. Menurut Vasighi & Amini, 2017, beberapa aturan pemberian bobot sebagai berikut:

1. Inisialisasi bobot neuron baru berdasarkan tiga posisi yang tersedia (aturan 3w)

Berdasarkan Gambar 2, untuk inisialisasi bobot kepada neuron baru adalah sebagai berikut:

Jika  $P_1$  terpilih, maka inisialisasi bobot neuron menggunakan persamaan  $W_{new} = 2WBO - WNB_1$ , Jika yang terpilih bukan  $P_1$ , maka menggunakan persamaan  $W_{new} = (2WBO - WNB_1) + WNB_i$ ,  $W_{new}$  merupakan bobot neuron baru,  $WBO$  merupakan bobot dari *boundary* neuron, dan  $WNB_i$  merupakan Bobot dari neuron  $i$ .

2. Inisialisasi bobot neuron baru berdasarkan dua posisi yang tersedia (aturan 2w)

Berdasarkan Gambar 3, untuk inisialisasi bobot kepada neuron baru adalah sebagai berikut :

Jika  $P_1$  terpilih, maka inisialisasi bobot neuron menggunakan Persamaan  $W_{new} = 2WBO - WNB_2$

Jika  $P_2$  terpilih, maka inisialisasi bobot neuron menggunakan Persamaan  $W_{new} = 2WBO - WNB_1$ .  $W_{new}$  merupakan bobot neuron baru,  $WBO$  merupakan bobot dari *boundary* neuron, dan  $WNB_i$  merupakan bobot dari neuron  $i$ .

3. Inisialisasi bobot neuron baru berdasarkan satu posisi yang tersedia (aturan 1w)

Jika hanya ada 1 posisi yang tersedia, maka inisialisasi bobot untuk neuron baru menggunakan Persamaan  $W_{new} = 2WBO - WNB_i$ .  $W_{new}$  merupakan bobot neuron baru,  $WBO$  merupakan bobot dari *boundary* neuron, dan  $WNB_i$  merupakan bobot dari neuron  $i$ .

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Pengujian Parameter

Pengujian parameter pada DBGSOM dilakukan untuk mendapatkan parameter yang dengan nilai optimal. Nilai parameter yang optimal berpengaruh untuk mendapatkan hasil evaluasi terbaik dari DBGSOM. Pengujian parameter ini sekaligus menjawab rumusan masalah yang pertama, yaitu berapa nilai optimal untuk parameter dalam *Direct Batch Growing Self Organizing Map* yang meliputi *width*, *Spread Factor* (SF), dan jumlah *epoch* dalam *clustering* cara berpikir siswa dalam belajar pada media pembelajaran.

1. Hasil Pengujian Parameter Width

Proses pengujian *width* atau radius ketetangaan dilakukan untuk mendapatkan nilai *width* yang optimal. Pengujian *width* dilakukan terhadap setiap data, *width* yang diujikan dimulai dari 1 hingga 5. Proses pengujian *width* akan dilakukan dengan menggunakan *Spread Factor* 0,6 dan proses pelatihan sebanyak 50 *epoch*. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali percobaan untuk masing-masing nilai *width*. Nilai *width* yang optimal adalah yang menghasilkan nilai rata-rata *Silhouette Coefficient* terbesar. Berikut merupakan hasil pengujian nilai *width* yang dilakukan untuk data *assignment* 3 yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Parameter Width

<i>Assignment</i>	<i>Width</i>	<i>Assignment</i>	<i>Width</i>
<i>Assignment</i> 1	1	<i>Assignment</i> 7	1
<i>Assignment</i> 2	4	<i>Assignment</i> 8	2
<i>Assignment</i> 3	5	<i>Assignment</i> 9	3
<i>Assignment</i> 4	1	<i>Assignment</i> 10	3
<i>Assignment</i> 5	1	<i>Assignment</i> 11	3
<i>Assignment</i> 6	4	<i>Assignment</i> 12	4

Parameter *width* merupakan parameter yang mempengaruhi radius ketetangaan. Nilai *width* akan terus berkurang seiring berjalannya *epoch*. Berdasarkan pengujian nilai *width* yang telah dilakukan yang ditunjukkan oleh Tabel 1, nilai *width* optimal yang mendominasi adalah 1. Sedangkan nilai *width* yang paling sedikit adalah 2 yang optimal hanya untuk *assignment* 8. Nilai *width* optimal yang telah didapatkan untuk masing-masing *assignment* akan digunakan untuk melakukan pengujian selanjutnya.

2. Hasil Pengujian Parameter *Spread Factor* (SF)

Pengujian *Spread Factor* (SF) dilakukan untuk mendapatkan nilai SF yang optimal. Pengujian SF dilakukan terhadap setiap data, SF yang akan diuji dimulai dari 0,1 hingga 0,9. Proses pengujian SF dilakukan dengan menggunakan nilai *width* optimal yang telah didapatkan dari pengujian *width* yang telah dilakukan dan proses pelatihannya dilakukan sebanyak 50 *epoch*. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali percobaan untuk setiap nilai SF yang diujikan. Nilai SF yang optimal adalah yang menghasilkan rata-rata *Silhouette Coefficient* terbesar dalam suatu *assignment*. Sama halnya dengan pengujian *width*, pengujian SF dilakukan terhadap seluruh *assignment* dimulai dari *assignment* 1 hingga *assignment* 12. Berikut merupakan hasil pengujian SF yang dilakukan untuk data *assignment* 3 yang ditunjukkan pada Tabel 2.

Parameter SF adalah parameter yang mempengaruhi *Growing Threshold*, sehingga nilai SF sangat mempengaruhi syarat terjadinya perkembangan neuron. Pengujian nilai SF yang

optimal telah dilakukan dan hasilnya ditunjukkan pada Tabel II. Dari hasil tersebut nilai SF optimal yang mendominasi adalah 0,2 yang berlaku untuk 4 *assignment*. Sedangkan nilai SF optimal yang paling sedikit adalah 0,9 optimal hanya untuk *assignment* 9. Selanjutnya nilai *width* dan SF optimal yang telah didapatkan untuk masing-masing *assignment* akan digunakan untuk melakukan pengujian selanjutnya.

Tabel 2. Hasil Pengujian Parameter SF

<i>Assignment</i>	<i>Spread Factor</i>	<i>Assignment</i>	<i>Spread Factor</i>
<i>Assignment</i> 1	0,3	<i>Assignment</i> 7	0,6
<i>Assignment</i> 2	0,2	<i>Assignment</i> 8	0,2
<i>Assignment</i> 3	0,9	<i>Assignment</i> 9	0,2
<i>Assignment</i> 4	0,6	<i>Assignment</i> 10	0,2
<i>Assignment</i> 5	0,6	<i>Assignment</i> 11	0,3
<i>Assignment</i> 6	0,5	<i>Assignment</i> 12	0,5

3. Hasil Pengujian Parameter Epoch

Pengujian jumlah *epoch* dilakukan untuk mendapatkan jumlah *epoch* optimal sehingga menghasilkan hasil evaluasi yang baik. Pengujian jumlah *epoch* dilakukan terhadap setiap data, jumlah *epoch* yang akan diuji dimulai dari 10 hingga 800 dengan kelipatan 50 dan 100 dari setiap percobaannya. Proses pengujian *epoch* dilakukan dengan menggunakan nilai *width* dan SF optimal yang didapatkan dari pengujian *width* dan SF yang telah dilakukan. Pengujian dilakukan sebanyak 10 kali percobaan untuk setiap jumlah *epoch* yang diujikan. Jumlah *epoch* yang optimal adalah yang menghasilkan rata-rata *Silhouette Coefficient* terbesar dalam suatu *assignment*. Sama halnya dengan pengujian *width* dan SF, pengujian *epoch* dilakukan terhadap seluruh *assignment* dimulai dari *assignment* 1 hingga *assignment* 12. Berikut merupakan hasil pengujian SF yang dilakukan untuk data *assignment* 3 yang ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Pengujian Parameter Epoch

<i>Assignment</i>	<i>Epoch</i>	<i>Assignment</i>	<i>Epoch</i>
<i>Assignment</i> 1	50	<i>Assignment</i> 7	100
<i>Assignment</i> 2	250	<i>Assignment</i> 8	150
<i>Assignment</i> 3	250	<i>Assignment</i> 9	250
<i>Assignment</i> 4	250	<i>Assignment</i> 10	50
<i>Assignment</i> 5	150	<i>Assignment</i> 11	50
<i>Assignment</i> 6	400	<i>Assignment</i> 12	50

3.2. Perbandingan Performa DBGSOM dan SOM

Pengujian pada bagian ini akan menjawab rumusan masalah yang kedua, yaitu bagaimana perbandingan hasil evaluasi menggunakan *Silhouette Coefficient* untuk metode DBGSOM dan SOM dalam *clustering* cara berpikir siswa dalam belajar pada media pembelajaran. Nilai yang optimal untuk

masing-masing parameter dalam DBGSOM untuk setiap *assignment* telah didapatkan berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan. Nilai-nilai parameter yang optimal dalam DBGSOM diterapkan juga pada pengujian SOM. Pengujian dilakukan 10 kali percobaan untuk masing-masing data yang kemudian dihitung rata-rata dari *Silhouette Coefficient* yang dihasilkan. Adapun pengujian terhadap SOM untuk data *assignment* 1 sampai 12 ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Hasil Evaluasi DBGSOM dan SOM

Assignment	Silhouette Coefficient Score	
	DBGSOM	SOM
1	0.156668	0.151868
2	0.481762	0.42521
3	0.547238	0.336108
4	0.267952	0.144023
5	0.423801	0.335586
6	0.295962	0.180739
7	0.360275	0.189524
8	0.402659	0.319797
9	0.394089	0.209
10	0.243622	0.19782
11	0.205011	0.109561
12	0.263314	0.208715

Proses analisis dimulai dengan melakukan komparasi terhadap hasil pengujian yang dihasilkan oleh DBGSOM dan SOM. Asumsi awal yang telah didapatkan berdasarkan studi kepustakaan mengatakan bahwa DBGSOM dapat melakukan *clustering* dengan lebih baik. Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat bahwa DBGSOM menghasilkan kualitas *cluster* yang lebih baik daripada SOM pada 11 *assignment* dari 12 *assignment*. SOM menghasilkan kualitas *cluster* yang lebih baik hanya pada *assignment* 2. Hal ini terjadi karena dari hasil pengujian, SOM pada *assignment* 2 menghasilkan 2 *cluster* yang jarak antar data dalam *clusternya* dekat dan jarak antar data suatu *cluster* dengan data yang ada pada *cluster* lainnya cukup jauh sehingga dapat terpisah secara baik antar *clusternya*.

Selanjutnya dilakukan pengujian statistik perbandingan DBGSOM dan SOM berdasarkan nilai dari *Silhouette Coefficient* untuk mengetahui signifikansi perbandingan kedua metode tersebut. Sebelum dilakukan uji statistik perbandingan antara DBGSOM dan SOM, perlu dilakukan uji normalitas untuk mengetahui data terdistribusi normal atau terdistribusi tidak normal. Pengujian normalitas dilakukan dengan menggunakan metode *Kolmogorov Smirnov* dengan nilai tabel 0,375. Setelah melalui perhitungan, didapatkan nilai D pada SOM adalah sebesar 0,912 dan nilai D pada DBGSOM adalah sebesar 0,808. Sehingga dapat diambil kesimpulan karena nilai D pada SOM dan DBGSOM lebih besar daripada nilai tabel *Kolmogorov Smirnov* yang berarti  $H_0$  ditolak, maka data terdistribusi tidak normal.

Berdasarkan uji normalitas yang didapatkan, disimpulkan bahwa data terdistribusi tidak normal

sehingga pengujian statistik perbandingan dilakukan dengan uji *Wilcoxon*. Berdasarkan uji *Wilcoxon* yang dilakukan, didapatkan nilai *test stat* sebesar 8 dan *critical value* sebesar 13. Dari hasil tersebut kesimpulannya adalah terdapat perbedaan yang signifikan pada hasil rata-rata nilai *Silhouette Coefficient* setiap *assignment* antara DBGSOM dan SOM.

#### 4. KESIMPULAN

Parameter yang optimal dari DBGSOM untuk *clustering* pola berpikir siswa dalam belajar pada media pembelajaran berbeda-beda untuk setiap *assignment*, hal ini dikarenakan setiap *assignment* memiliki karakteristik masing-masing. Penerapan DBGSOM untuk *clustering* pola berpikir siswa dalam belajar pada media pembelajaran menunjukkan hasil kualitas *cluster* yang lebih baik daripada SOM pada 11 *assignment* dari 12 *assignment*. Analisis yang dilakukan pada setiap hasil evaluasi menunjukkan bahwa terdapat perbandingan yang signifikan dari DBGSOM terhadap SOM. Kesimpulan tersebut diambil berdasarkan pengujian yang dilakukan menggunakan *Silhouette Coefficient* setelah nilai optimal dari masing-masing parameter ditemukan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- AZMI, M., 2014. Komparasi Metode Jaringan Syaraf Tiruan SOM dan LVQ untuk Mengidentifikasi Data Bunga Iris. *Jurnal TEKNOIF*, pp. 64-70.
- BUDHI, G. S., LILIANA dan HARRYANTO, S., 2008. Cluster Analysis untuk Memprediksi Talenta Pemain Basket Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Self Organizing Maps (SOM). *Jurnal Informatika*, 9(1), pp. 23-32.
- CAHYA, R. A., ADIMANGGALA, D. dan SUPIANTO, A. A., 2019. Deep Feature Weighting Based on Genetic Algorithm and Naive Bayes For Twitter Sentiment Analysis. *Sustainable Information Engineering and Technology (SIET)*, pp. 326-331.
- EKO S., T. Y., 2005. Upaya Meningkatkan Kemampuan Berpikir Kreatif Siswa Melalui Pengajaran Masalah. *Jurnal Pendidikan Matematika dan Sains*, pp. 1-9.
- GHOZALI, M. I., EHWAN, R. Z. dan SUGIHARTO, W. H., 2017. Analisa Pola Belanja Menggunakan Algoritma FP Growth, Self Organizing Map (SOM) dan K-means. *Jurnal SIMETRIS*, Volume 8, pp. 317-326.
- HAN, J., KAMBER, M. dan PEI, J., 2012. *Data Mining Concepts and Techniques*. United States of America: Elsevier Inc..

- HILMI, M. N., WILANDARI, Y. dan YASIN, H., 2015. Pemetaan Preferensi Mahasiswa Baru dalam Memilih Jurusan Menggunakan Artificial Neural Network (ANN) dengan Algoritma Self Organizing Maps (SOM). *Jurnal Gaussian*, 4(1), pp. 53-60.
- KURAYAMA, M. dan HIRASHIMA, T., 2010. *Interactive Learning Environment Designed Based on A Task Model of Problem-Posing*. Putrajaya, Malaysia, S. L. Wong et al., pp. 98-100.
- LESTARI, W., 2014. Sistem Clustering Kecerdasan Majemuk Mahasiswa Menggunakan Algoritma Self Organizing Maps (SOM). *Jurnal Sainstech Politeknik Indonusa Surakarta*, pp. 53-58.
- NURKHOLIS, 2013. Pendidikan Dalam Upaya Memajukan Teknologi. *Jurnal kependidikan*, pp. 24-44.
- PAMITAH, D. DAN MURNI, 2017. Analisis Kualitatif Gaya Berpikir Siswa SMA Dalam Memecahkan Masalah Fisika Pada Materi Gerak Parabola. *Journal Inovasi dan Pembelajaran Fisika*, pp. 106-118.
- PANDEY, A. dan JAIN, A., 2017. Comparative Analysis of KNN Algorithm using Various Normalization Techniques. *I. J. Computer Network and Information Security*, pp. 36-42.
- S., ID, I. D. DAN ANGRAINI, T., 2018. Penentuan Daerah Rawan Titik Api di Provinsi Riau Menggunakan Clustering Algoritma K-Means (Determination of Fire Point Prone Areas in Riau Province Using Clustering K-Means Algorithm). *JUITA*, Volume VI, pp. 137-148.
- SPANAKIS, G. DAN WEISS, G., 2016. AMSOM : Adaptive Moving Self-organizing Map for Clustering and Visualization.
- SUPIANTO, A. A., HAYASHI, Y. dan HIRASHIMA, T., 2017. Process-based Assignment-Setting Change for Support of Overcoming Bottlenecks in Learning by Problem-Posing in Arithmetic Word Problems. *Journal of Physics Conference Series*, 812(1).
- VASIGHI, M. DAN AMINI, H., 2017. A Direct Batch Growing Approach to Enhance the Topology Preservation of Self-Organizing Map. *Applied Soft Computing*, pp. 424-435.