Optimasi Perancangan Tes Kenal dalam Kaderisasi di Institut Teknologi Bandung dengan Graf Berbobot

Z. Nayaka Athadiansyah – 13523094[1,2]
Program Studi Teknik Informatika
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung, Jl. Ganesha 10 Bandung 40132, Indonesia
[1]13523094@std.stei.itb.ac.id, [2]nayaka.zna@gmail.com

***Abstrak*—Makalah ini mengulas penerapan graf berbobot dan metode penggugusan graf dengan penggugusan spektral untuk membagi sejumlah orang yang dimodelkan sebagai simpul dari suatu graf dengan simpul menyatakan hubungan saling kenal. Graf ini dibagi menjadi sejumlah kluster sedemikian sehingga tiap orang dalam tiap kluster berpeluang besar tidak mengenal orang lain dalam kluster yang sama. Untuk melakukan penggugusan berdasarkan kriteria ini, graf yang digunakan dalam penggugusan spektral adalah komplemen dari graf tersebut. Optimasi ini diterapkan pada tes kenal, salah satu kegiatan yang umum dilakukan dalam kaderisasi di Institut Teknologi Bandung. Metode ini dapat menjadi alternatif untuk mengoptimasi tes kenal. Sebagai pelengkap, implementasi dari metode ini dilakukan dalam sebuah Jupyter Notebook.**

***Kata Kunci*—graf berbobot, kaderisasi, *spectral clustering*, penggugusan graf**

I. Pendahuluan

Institut Teknologi Bandung (ITB) adalah perguruan tinggi negeri yang terletak di Bandung, Jawa Barat, Indonesia. ITB terdiri atas 12 fakultas dan mempunyai tiga kampus selain kampus utama—kampus Ganesha—yang berada di Kota Bandung, yakni kampus Jatinangor di Kabupaten Sumedang, kampus Cirebon di Kabupaten Cirebon, dan kampus Jakarta di Kota Jakarta Selatan. ITB merupakan kelanjutan dari Technische Hoogeschool te Bandoeng yang merupakan perguruan tinggi teknik sekaligus perguruan tinggi pertama yang didirikan di Hindia Belanda pada 3 Juli 1920 [1].

Kemahasiswaan di ITB berakar pada pendirian himpunan mahasiswa jurusan sejak akhir dekade 1940an seperti Himpunan Mahasiswa Bangunan Mesin dan Listrik ITB (sekarang Himpunan Mahasiswa Mesin ITB) pada 1946, yang disusul oleh jurusan-jurusan lain yang ada atau ditambahkan di ITB [2]. Organisasi kemahasiswaan terpusat baru ada pada tahun 1960 ketika Dewan Mahasiswa (DM) ITB terbentuk [3].

Mahasiswa-mahasiswa ITB kerap menjadi garda terdepan perlawanan terhadap rezim pemerintahan Orde Baru, baik dalam bentuk demonstrasi maupun kajian. Dalam lingkup kajian, DM ITB berhasil melahirkan *Buku Putih Perjuangan Mahasiswa 1978* yang berisi kritik terhadap kebobrokan rezim Suharto. Ben Anderson, seorang pakar politik dan sejarawan asal Inggris, menerjemahkan buku ini karena ”nilai intrinsiknya yang sangat penting” dan merupakan ”kritik sistematis pertama terhadap kebijakan domestik rezim Orde Baru yang telah berkuasa selama dua belas tahun terakhir oleh orang Indonesia [4].” Perlawanan ini, sejalan dengan demonstrasi besar-besaran menjelang periode ketiga Presiden Soeharto, berujung pada pendudukan kampus oleh tentara serta dikeluarkannya Surat Keputusan Menteri Nomor 0156/U/1978 dan No.037/U/1979 tentang kebijakan Normalisasi Kegiatan Kampus (NKK) dan pendirian Badan Koordinasi Kemahasiswaan (BKK) yang mengekang kebebasan berpendapat dan membatasi lingkup diskusi mahasiswa. Tak hanya itu, pada tahun 1990, mahasiswa ITB dari Komite Penanganan dan Pemulihan Aktivitas Kemahasiswaan dalam Forum Ketua Himpunan Jurusan (FKHJ) ITB menerbitkan *Bertarung Demi Demokrasi: Kumpulan Eksepsi Pengadilan Mahasiswa Bandung 1989* yang kemudian langsung dibalas dengan penyitaan besar-besaran atas dasar Instruksi Jaksa Agung RI Nomor INS-019/J.A/11/1990 [5].

Gambar 1. Poster perlawanan mahasiswa ITB terhadap rezim Suharto pada 1980, 2 tahun setelah kebijakan NKK/BKK diberlakukan. Sumber: Rahmat M. Samik-Ibrahim/VLSM.

Di masa kini, relevansi berkemahasiswaan di ITB masih tetap terjaga. Hal ini dibuktikan dengan banyaknya aktivitas kemahasiswaan yang dapat disalurkan lewat Himpunan Mahasiswa Program Studi (HMPS), Unit Kegiatan Mahasiswa (UKM), maupun wadah-wadah lainnya. Untuk memastikan calon anggota-anggotanya dapat memegang nilai yang dianut oleh suatu wadah kemahasiswaan, kaderisasi adalah salah satu metode yang kerap digunakan [6].

Tes kenal adalah salah satu bagian di dalam kaderisasi di ITB untuk menguji seberapa baik peserta mengenal teman-teman seangkatannya [7]. Dalam tes yang dilakukan secara sporadis ini, peserta umumnya dipasangkan dengan peserta lain secara acak lalu diminta untuk menyebutkan identitas satu sama lain. Esensi di balik tes kenal adalah mendorong dan menumbuhkan solidaritas dalam angkatan [7]. Selain untuk pengujian, tes kenal juga dapat menjadi sarana bagi para peserta untuk lebih mengenal angkatannya lagi karena tiap kali peserta gagal mengenali teman seangkatannya, mereka diberi kesempatan untuk berkenalan supaya kesalahan serupa tidak terulang kembali.

Tes kenal biasanya dijalankan secara tidak terstruktur. Salah satu metode yang umum adalah menginstruksikan para peserta untuk membagi mereka menjadi sejumlah kelompok lalu menggunakan kelompok ini untuk tes kenal. Akan tetapi, jika kelompok dibentuk secara acak di lapangan secara spontan, hal ini memungkinkan ketimpangan akibat "keberuntungan". Sebagian peserta yang "beruntung" akan mendapatkan kelompok yang sebagian besar anggotanya adalah orang-orang yang ia kenal sehingga ia bisa menjalani tes kenal dengan mudah, sementara sebagian peserta lainnya mengalami kondisi sebaliknya. Hal ini akan membuat tes kenal serasa tidak adil bagi sebagian peserta dan membuat manfaat dari tes ini kurang didapatkan pula.

Salah satu metode yang dapat menyelesaikan masalah ini adalah dengan membuat kelompok sesuai dengan hubungan saling kenal antarpeserta. Hubungan ini dapat dipetakan melalui kegiatan berkelompok, misalnya lewat *mentoring*, wawancara, penugasan berkelompok, dan kegiatan-kegiatan serupa. Dari hubungan yang didapatkan, kita dapat mengatur sedemikian rupa sehingga tiap kelompok mempunyai peluang tinggi untuk anggotanya tidak mengenal sebagian besar anggota lainnya. Pengaturan ini secara tidak langsung juga mengunggulkan peserta kaderisasi yang berusaha mengenal teman-teman seangkatannya melalui kegiatan-kegiatan di luar kaderisasi tersebut yang terjadi secara organik, sebab faktor-faktor yang mendasari pembagian kelompok tes kenal hanya dapat dipetakan melalui kegiatan-kegiatan dalam kaderisasi tersebut.

Dalam makalah ini, kita akan mengulas metode penggugusan graf (*graph clustering*) menggunakan penggugusan spektral (*spectral clustering*) sebagai salah satu metode untuk mengatur pembagian kelompok dalam tes kenal. Metode yang kerap digunakan di pembelajaran mesin (*machine learning*) ini diterapkan untuk mengelompokkan peserta kaderisasi menjadi kelompok-kelompok untuk memaksimalkan peluang bahwa anggota-anggotanya tidak mengenal satu sama lain. Kelompok-kelompok ini kemudian digunakan dalam tes kenal.

II. DASAR TEORI

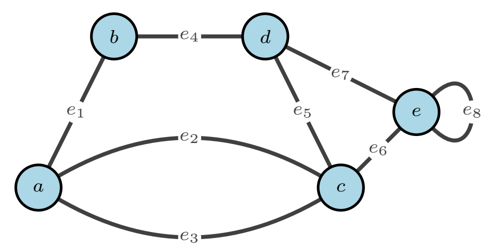
A. Graf

Graf adalah suatu pasangan terurut $(\mathcal{V}, \mathcal{E})$, dengan $\mathcal{V}$ adalah himpunan simpul (*vertices* atau *nodes*) yang berisi elemen-elemen yang merepresentasikan titik atau objek dalam graf, sementara $\mathcal{E}$ adalah himpunan sisi (*edges*) yang berisi pasangan terurut (u, v), di mana $u, v \in \mathcal{V}$ dan $u \neq v$, yang merepresentasikan hubungan atau koneksi antara simpul u dan simpul v. Dari graf G pada Gambar 2, didapatkan

$$\mathcal{V} = \{a, b, c, d, e\}$$

dan

$$\begin{aligned}\mathcal{E} &= \{e_1, e_2, e_3, e_4, e_5, e_6, e_7, e_8\} \\ &= \{(a, b), (a, c), (a, c), (b, d), (c, d), (c, e), (d, e), (e, e)\}.\end{aligned}$$



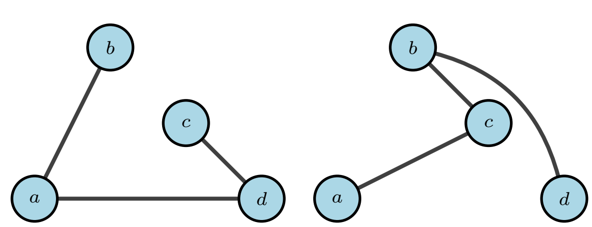
Gambar 2. Ilustrasi sebuah graf G yang dihasilkan dengan pustaka TiKz dan TiKz-network di LaTeX. Sumber: Penulis.

Sisi e_2 dan e_3 disebut sisi ganda (*multiple/parallel edges*) karena menghubungkan dua simpul yang sama, yakni a dan c. Sisi e_8 dinamakan gelang (*loop*) karena menghubungkan suatu simpul dengan dirinya sendiri. Jika graf tidak mengandung sisi ganda dan gelang, graf tersebut disebut graf sederhana.

Banyaknya sisi yang terhubung pada suatu simpul disebut derajat dari simpul tersebut, umumnya dinotasikan sebagai $d(v)$ dengan v adalah simpul. Pada Gambar 2, simpul a mempunyai derajat $d(a) = 3$. Dua simpul yang terhubung oleh satu sisi yang sama disebut sisi yang bertetangga.

Komplemen dari graf G, umumnya dinotasikan sebagai $\overline{G}$, didefinisikan sebagai $\overline{G} = (\mathcal{V}, \overline{\mathcal{E}})$, dengan himpunan simpul $\mathcal{V}$ yang sama persis dengan $\mathcal{V}$, sementara himpunan sisi $\overline{\mathcal{E}}$ berisi semua sisi yang tidak ada di $\mathcal{E}$. Dengan kata lain,

$$\overline{\mathcal{E}} = \{(u, v) | u, v \in \mathcal{V}, u \neq v, (u, v) \notin \mathcal{E}\}. \tag{1}$$

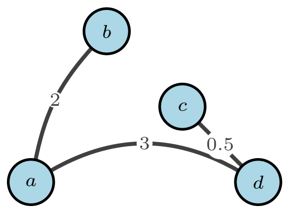


Gambar 3. Ilustrasi sebuah graf G (kiri) dan komplemennya, $\overline{G}$ (kanan). Sumber: Penulis.

Graf berbobot adalah perluasan dari konsep graf. Tiap sisi dalam graf berbobot mempunyai bobot (*weight*) yang dapat merepresentasikan beragam kuantitas, misalnya jarak, biaya, dan masih banyak lagi. Secara matematis, graf berbobot adalah suatu pasangan terurut $(\mathcal{V}, \mathcal{E}, \mathcal{W})$, dengan $\mathcal{W}$ adalah fungsi bobot yang memetakan tiap sisi dengan bobotnya. Sebagai contoh, graf $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E}, \mathcal{W})$ dengan

$$\mathcal{V} = \{a, b, c, d\}$$
$$\mathcal{E} = \{(a, b), (a, d), (c, d)\}$$

serta bobot masing-masing sisi sebagai $w(a, b) = 2$, $w(a, d) = 3$, dan $w(c, d) = 0.5$ dapat digambarkan seperti pada Gambar 4.



Gambar 4. Ilustrasi sebuah graf berbobot G. Sumber: Penulis.

Graf dapat direpresentasikan dalam beragam bentuk dalam komputer. Representasi yang paling umum adalah matriks ketetanggaan (*adjacency matrix*). Matriks ketetanggaan adalah matriks $A = [a_{ij}]$ dengan $a_{ij} = 1$ jika ada simpul yang menghubungkan simpul i dan j, dan 0 untuk sebaliknya. Pada graf berbobot, entri a_{ij} adalah w_{ij}, yakni bobot dari sisi yang menghubungkan simpul i dan j. Pada graf tidak berarah, berlaku $a_{ij} = a_{ji}$.

Untuk graf G pada Gambar 4, matriks ketetanggaan yang bersesuaian adalah

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 0 & 3 \\ 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.5 \\ 3 & 0 & 0.5 & 0 \end{bmatrix} \tag{2}$$

Matriks derajat adalah satu matriks yang menggambarkan karakteristik dari suatu graf, khususnya terkait derajat dari simpul-simpulnya. Matriks derajat D dari suatu graf adalah matriks diagonal dengan entri d_{ii} merupakan derajat dari simpul i, yang bisa didapatkan dari matriks ketetanggaan dengan menjumlahkan seluruh entri dalam baris i. Dengan kata lain,

$$D_{ii} = \sum_{j=1}^{n} A_{ij}. \tag{3}$$

Salah satu alternatif representasi graf sebagai matriks adalah dalam bentuk matriks Laplacian (L). Matriks ini didefinisikan sebagai

$$L = D - A \tag{4}$$

dengan D dan A secara berturut-turut merupakan matriks derajat dan matriks ketetanggaan dari graf yang bersangkutan.

B. Nilai dan Vektor Eigen

Diberikan matriks persegi A, jika terdapat suatu $\lambda \in \mathbb{R}, \lambda \neq 0$ dan vektor $\mathbf{x}$ sedemikian sehingga [10]

$$A\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x} \tag{5}$$

maka λ adalan nilai eigen dari matriks $A_{n\times n}$ dan $\mathbf{x}$ adalah vektor eigen dari matriks A yang bersesuaian dengan nilai eigen λ. Dengan sedikit perubahan, persamaan tadi dapat ditulis kembali sebagai

$$(A - \lambda I)\mathbf{x} = 0, \tag{6}$$

yang mempunyai solusi trivial $\mathbf{x} = \mathbf{0}$. Solusi taknol bisa didapatkan jika berlaku

$$\det(A - \lambda I) = 0. \tag{7}$$

Dari persamaan di atas, n buah nilai eigen λ_i akan didapatkan. Menyulihkan nilai λ_i ke dalam matriks $A - \lambda I$ akan menghasilkan vektor eigen $\mathbf{x}_i$ yang bersesuaian.

C. Penggugusan Graf (Graph Clustering)

Penggugusan graf adalah metode *unsupervised learning* dalam pembelajaran mesin yang bertujuan membagi suatu graf menjadi gugus-gugus (*clusters*) yang masing-masingnya mempunyai kesamaan karakteristik yang lebih kuat dibandingkan dengan elemen lain di luar gugus tersebut. Secara teoretis, penggugusan graf membagi himpunan simpul $\mathcal{V}$ dari suatu graf G menjadi sejumlah gugus C_1, C_2, $\ldots C_k$ sedemikian sehingga

$$C_1 \cup C_2 \cup \ldots \cup C_k = \mathcal{V} \tag{8}$$

dan

$$c_1 \cap C_2 \cap \ldots \cap C_k = \emptyset. \tag{9}$$

D. Penggugusan k-rerata (k-means Clustering)

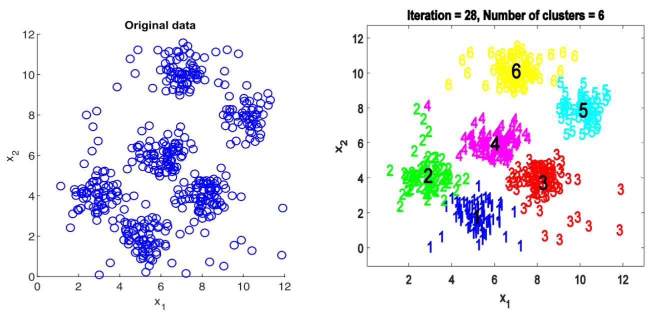
Penggugusan k-rerata adalah salah satu metode penggugusan graf yang umum digunakan dalam pembelajaran mesin. Misalkan diberikan suatu dataset $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$ dengan sejumlah c titik-titik pusat kluster $A = a_1, a_2, \ldots, a_c$. Definisikan suatu variabel biner $z = [z_{ik}]_{n\times c}$ yang bernilai 1 jika data x_i berada pada kluster ke-k dengan $k \in [1, c]$. Intisari dari metode penggugusan ini adalah meminimumkan fungsi objektif [12]

$$J(z, A) = \sum_{i=1}^{n}\sum_{k=1}^{c} z_{ik}||x_i - a_k||^2. \tag{10}$$

Proses meminimumkan fungsi objektif J diterapkan secara iteratif dengan mengganti

$$z_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{jika } ||x_i - a_k||^2 = \min\limits_{1\le k\le c} ||x_i - a_k||^2 \\ 0, & \text{selebihnya} \end{cases}$$

dan $$a_k = \frac{\sum_{i=1}^{n} z_{ik}x_{ij}}{\sum_{i=1}^{n} z_{ik}}$$



Gambar 5. Plot dataset sebelum (kiri) dan sesudah (kanan) diterapkan penggugusan k-rerata. Sumber: [12]

yang pada dasarnya adalah mencari pusat kluster terdekat dari data yang sedang diperiksa, lalu memperbarui pusat kluster dengan menghitung rata-rata dari seluruh titik pada kluster tersebut, termasuk titik yang baru ditambahkan.

E. Penggugusan Spektral (Spectral Clustering) pada Graf

Penggugusan spektral adalah salah satu metode dalam penggugusan graf. Metode ini mereduksi masalah penggugusan data menjadi masalah partisi graf. Kata kunci *spektral* di sini merujuk pada penggunaan istilah *spektral* pada dekomposisi eigen, sebab metode penggugusan ini didasari dengan perhitungan nilai dan vektor eigen.

Penggugusan dimulai dengan mempersiapkan data terlebih dahulu. Data yang ada harus dinyatakan dalam bentuk graf kesamaan (*similarity graph*), dengan tiap datum direpresentasikan sebagai simpul, sedangkan suatu sisi hanya akan menghubungkan dua buah simpul jika parameter kesamaan s_{ij} di antara kedua simpul i dan j melebihi ambang yang ditentukan [13]. Selanjutnya, graf ini dapat dinyatakan sebagai suatu matriks ketetanggaan A. Dari matriks ini, kita dapat membentuk sebuah matriks derajat D. Berangkat dari sini, kita bisa membuat suatu matriks Laplacian $L = D - A$.

Langkah selanjutnya adalah menghitung k nilai eigen terkecil dari L dan mencari vektor-vektor eigen yang bersesuaian. Tiap-tiap vektor ini dinormalisasi dahulu sebelum kemudian digabungkan untuk membentuk suatu matriks $n \times k$. Baris ke-i pada matriks ini berkorespondensi dengan simpul ke-i.

Selanjutnya, penggugusan k-rerata diterapkan pada tiap baris dari matriks ini untuk membaginya menjadi k kluster. Menimbang tiap baris bersesuaian dengan suatu simpul, kita dapat gantikan baris dengan simpul yang bersesuaian untuk mendapatkan kluster-kluster yang berisi simpul-simpul sebagai hasil akhir.

III. METODE

Kaderisasi di ITB umumnya mengharuskan pembagian kader-kadernya ke dalam sejumlah kelompok dalam kegiatan-kegiatannya, baik untuk pendampingan (*mentoring*), penugasan berkelompok, diskusi kelompok terpumpun (*focus group discussion*), dan kegiatan-kegiatan lainnya yang mengharuskan para kader untuk bekerja sama dalam tim. Dari pembagian kelompok ini, kita dapat memodelkan seluruh peserta kaderisasi dalam wujud graf berbobot. Tiap kader dapat dipandang sebagai simpul, sedangkan relasi saling kenal antara dua kader adalah sebuah sisi. Bobot dari tiap sisi mencerminkan seberapa sering dua kader berada dalam satu kelompok yang sama.

Graf ini dapat direpresentasikan dalam bentuk matriks ketetanggaan (*adjacency matrix*). Supaya peserta-peserta yang tidak saling kenal lebih sering berada dalam satu kelompok, kita bisa menggunakan komplemen dari graf tersebut. Dengan menerapkan penggugusan spektral pada komplemen dari graf tersebut, kita bisa mengelompokkan dan membagi peserta menjadi k buah kelompok sesuai dengan kriteria yang telah ditentukan.

Akan tetapi, penggugusan ini tidak menjamin jumlah anggota kelompok untuk tiap kelompok seragam, yakni n/k dengan n adalah jumlah total dari seluruh peserta. Dengan demikian, perlu dilakukan penyesuaian terlebih dahulu. Kita dapat menandai kluster-kluster yang mengalami surplus (kelebihan) maupun defisit (kekurangan) anggota. Dari kluster surplus, kita akan mendistribusikan anggotanya ke kluster-kluster yang surplus. Supaya sesuai dengan tujuan kita untuk membentuk kelompok dengan peluang saling kenal antaranggota yang rendah, kita harus mempertimbangkan hubungan kluster dengan anggota yang dipindahkan. Anggota yang dipindahkan harus mempunyai hubungan atau kesamaan yang baik dengan kluster yang akan menampungnya, sebab dalam hal ini itu berarti mereka lebih berpeluang tidak saling kenal.

IV. ANALISIS DAN IMPLEMENTASI

Untuk menguji metode yang dijelaskan pada bagian sebelumnya, sebuah program sederhana akan diimplementasikan dalam bentuk Jupyter Notebook, didukung dengan pustaka `pandas`, `numpy`, dan `scikit-learn`. Mula-mula program membaca data masukan dalam bentuk *comma-separated value* (CSV) dengan `pandas` dan mengkonversinya menjadi matriks (dengan *array* dari `numpy`). File CSV terdiri atas dua kolom: `nama` dan `kelompok`.

nama	kelompok
Leonora Bergstrom	`day1_a`
Irma Wulandari	`day1_b`
Monkey D. Luffy	`day1_b`
Jorgen Mork	`day1_c`

Tabel I
CONTOH DATA CSV YANG DITERIMA PROGRAM.

Data berupa `nama` dan `kelompok` kemudian dibentuk menjadi sebuah graf dengan `nama` sebagai simpul dan tiap `nama` yang berada dalam satu `kelompok` akan terhubung satu sama lain melalui sisi-sisi melalui potongan kode berikut:

Listing 1. Kode untuk membentuk graf dari data masukan

```
# Membikin map dari nama ke index
unique_namas = sorted(data[nama_column].unique())
nama_to_index = {nama: idx for idx, nama in enumerate(unique_namas)}

# Membikin adjacency matrix
adj_matrix = np.zeros(
    (len(unique_namas),
    len(unique_namas)),
```

```
    dtype=int)
for kelompok, namas in groups.items():
    for name1, name2 in combinations(namas, 2):
        idx1 = nama_to_index[name1]
        idx2 = nama_to_index[name2]
        adj_matrix[idx1][idx2] += 1
        adj_matrix[idx2][idx1] += 1

# Mengisi diagonal adjacency matrix dengan 0
np.fill_diagonal(adj_matrix, 0)

# Mengkomplemenkan adjacency matrix
for i in range(len(unique_namas)):
    for j in range(len(unique_namas)):
        adj_matrix[i][j] = day - adj_matrix[i][j]


# Membuat matriks derajat diagonal
deg_matrix = np.zeros((
    len(unique_namas),
    len(unique_namas)),
    dtype=int)
for i in range(len(unique_namas)):
    deg_matrix[i][i] = np.sum(adj_matrix[i])
```

Selanjutnya, matriks Laplacian dapat dibuat dari `adj_matrix` dan `deg_matrix`. Untuk mendapatkan vektor eigen dari matriks Laplacian ini digunakan fungsi-fungsi aljabar linear dari pustaka `numpy`.

Penggugusan k-rerata kemudian diterapkan menggunakan fungsi-fungsi dari pustaka `scikit-learn`. Langkah selanjutnya adalah mendistribusikan simpul dari kluster yang surplus simpul menuju kluster yang defisit. Sebagai fungsi pembantu, `calculate_cluster_weights()` dibuat:

Listing 2. Fungsi calculate_cluster_weights()

```
def calculate_cluster_weights(a, labels):
    cluster_weights = {i: [] for i in range(k)}
# Bobot cluster untuk tiap node
    for node_idx, label in enumerate(labels):
        # Hitung hubungan node ke setiap cluster
        node_weights = []
        for cluster_id in range(k):
            cluster_nodes = np.where(labels == cluster_id)[0]
            total_weight = a[node_idx, cluster_nodes].sum()
            node_weights.append(total_weight)
        cluster_weights[label].append((node_idx, node_weights))
    return cluster_weights
```

Untuk membagi rata simpul ke seluruh kluster, kita dapat menggunakan *dictionary* untuk memantau kluster mana saja yang surplus atau defisit. Potongan kode untuk penyeragaman jumlah anggota kelompok adalah sebagai berikut.

Listing 3. Pendistribusian simpul secara merata ke seluruh kluster.

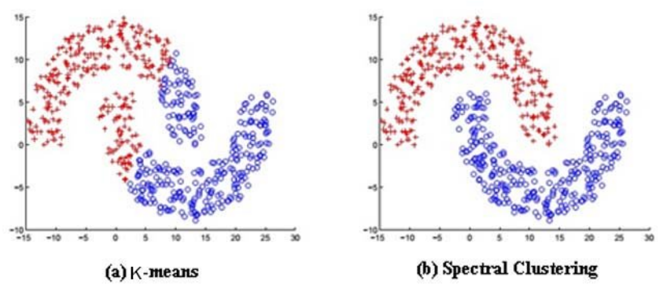
```
# Hitung jumlah anggota di setiap cluster
cluster_counts = Counter(labels)
target_size = len(unique_namas) // k

# Temukan cluster yang kelebihan dan kekurangan anggota
excess_clusters = {key: val - target_size
        for key, val in cluster_counts.items() if val > target_size}
deficit_clusters = {key: target_size - val
        for key, val in cluster_counts.items() if val < target_size}

# Redistribusi node
balanced_labels = labels.copy()
for excess_cluster, excess_count in excess_clusters.items():
    # Ambil anggota dari cluster yang kelebihan
    excess_members = np.where(balanced_labels == excess_cluster)[0]
    np.random.shuffle(excess_members)  # Untuk variasi pemilihan node

    for idx, node_idx in enumerate(excess_members[:excess_count]):
        # Hitung hubungan node ke semua cluster
        node_weights = cluster_weights[excess_cluster][idx][1]

        # Pilih cluster dengan hubungan terkuat, kecuali cluster asal
        best_cluster = np.argsort(node_weights)[::-1]  # Urutan hubungan terkuat
        for candidate_cluster in best_cluster:
            if candidate_cluster != excess_cluster and candidate_cluster in deficit_clusters:
                # Pindahkan node ke cluster ini
                balanced_labels[node_idx] = candidate_cluster
                deficit_clusters[candidate_cluster] -= 1

                # Jika cluster sudah penuh, hapus dari daftar
                if deficit_clusters[candidate_cluster] == 0:
                    del deficit_clusters[candidate_cluster]

                break  # Berhenti setelah berhasil memindahkan node
```

Setelah seluruh simpul telah terbagi rata ke seluruh kluster, seluruh kluster yang ada kemudian dikonversi menjadi *dictionary*, yang kemudian dapat disimpan dalam bentuk CSV. *Dictionary* ini berisi hasil pembagian kelompok tes kenal yang teroptimasi.

V. Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan implementasi, metode penggugusan spektral terbukti dapat digunakan untuk mengoptimasi pembentukan kelompok untuk tes kenal dalam kaderisasi. Kendatipun demikian, penggunaan metode ini tidak hanya terbatas ke dalam tes kenal saja, tetapi juga mencakup kegiatan-kegiatan lain yang membutuhkan pembentukan kelompok dengan anggota kelompok yang relatif tidak saling kenal.

Menggunakan penggugusan spektral ketimbang langsung menerapkan penggugusan k-rerata (k-means clustering) memungkinkan untuk menangani penggugusan pada data non-linear dengan lebih baik.



Gambar 6. Perbandingan hasil penggugusan oleh penggugusan rerata-k penggugusan spektral (kanan). Sumber: [14]

VI. Lampiran

Repositori GitHub yang memuat kode sumber untuk implementasi dalam bentuk Jupyter Notebook dapat diakses di sini. Lebih lanjut lagi, video demonstrasi untuk program tersebut dapat dilihat di sini.

VII. Ucapan Terima Kasih

Untaian benang takdir mempersatukan kita,
Teknik Informatika berjiwa kesatria.

Penulis mempersembahkan rasa terima kasih sebesar-besarnya kepada Ir. Rila Mandala, M.Sc., Ph.D selaku dosen pengampu mata kuliah IF1220 Matematika Diskrit dan pendahulu dari HMIF'87 atas bimbingannya sepanjang semester pertama penulis di Teknik Informatika ITB. Lebih lanjut lagi, penulis juga memberikan apresiasi sebesar-besarnya untuk Ayesach Svarosstinez Adhyatman yang senantiasa memberikan dukungan emosional sepanjang pengerjaan makalah ini.

Ucapan terima kasih juga penulis layangkan kepada Juan Sohuturon Arauna Siagian (STI'22), Benedict Presley (IF'23), Naufarrel Zhafif Abhista (IF’23), M. Omar Berliansyah (STI’23), Alexander Holong Christian Sitanggang (AE’23), Razi Rachman Widyadhana (IF’23), Aldoy Fauzan Avanza (STI’23), dan Octavian Pradipta Setiawan (TK’23) yang telah memberikan penulis banyak masukan untuk bab pertama dari makalah ini. Terakhir, terima kasih kepada Beyoncé.

Makalah ini menjadi bagian dari manifestasi asa dan karsa penulis dalam mewujudkan kaderisasi yang modern, e-sensial, substantif, dan mangkus, dengan memandang kaderisasi dalam kemahasiswaan sebagai proses yang memanusiakan manusia.

REFERENSI

[1] R. Bos, *Hoe Het Groeide: Het Onderwijs in Nederlandsch-Indië*, Tropisch Nederland in Zakformaat VIII. Den Haag: De Hofstad, 1941. [Daring]. https://web.archive.org/web/20130702101442/http://62.41.28.253/cgi-bin/imageserver/imageserver.pl?oid=FFHBID19410901-001-1941-0008&key=&getpdf=true. Diakses: 4 Jan. 2025 13:00.

[2] ”Students Association,” Institut Teknologi Bandung. [Daring]. Tersedia: https://itb.ac.id/students-association. Diakses: 4 Jan. 2025 14:40.

[3] Calon Perangkat Mentor OSKM ITB 2021, *KM ITB: Dulu, Kini, dan Nanti*, 2022. [Daring]. Tersedia di: https://www.scribd.com/document/653777605/KM-ITB-Dulu-Kini-dan-Nanti. Diakses 7 Jan. 2025 18:28.

[4] ”White Book of the 1978 Students’ Struggle,” *Indonesia*, no. 25, hlm. 151–182, Apr. 1978. Cornell University Press, Southeast Asia Program Publications. [Daring]. DOI: 10.2307/3350970. Diakses: 3 Jan. 2025 11:11.

[5] Jaksa Agung Republik Indonesia, *Instruksi Jaksa Agung Republik Indonesia Nomor: INS-019/J.A/11/1990, ”Tentang Tindakan Pengamanan terhadap Beredarnya Barang Cetakan/Buku: ’Bertarung Demi Demokrasi’ – Kumpulan Eksepsi Pengadilan Mahasiswa Bandung 1989 oleh Komite Penanganan dan Pemulihan Aktivitas Kemahasiswaan Forum Ketua Himpunan Jurusan Institut Teknologi Bandung (Suluh Tripambudi R., Ketua)*,” 1990. [Daring]. Tersedia di: https://jdih.kejaksaan.go.id/inventaris/berkas/berkas_3098.pdf. Diakses 7 Jan. 2025 18:58.

[6] Kongres Keluarga Mahasiswa Institut Teknologi Bandung, *TAP SIK 003 tentang Pengesahan RUK KM ITB Amandemen 2020*, 2020. [Daring]. Tersedia di: https://drive.google.com/file/d/1qQARh9LirhQsRPsNfhDHGPi_hPByyHWY/view. Diakses 8 Jan. 2025 23:55.

[7] Z. N. Athadiansyah, *Wawancara dengan Naufarrel Zhafif Abhista, ketua PTD KSEP ITB 2024/2025 dan Ganesha Academy: Pioneer 2024; Razi Rachman Widyadhana, ketua PPAB Atlas ITB 2024/2025; dan Aldoy Fauzan Avanza, ketua Ganesha Interactive Media Apprenticeship ITB 2024/2025*, 2025.

[8] J. A. Bondy dan U. S. R. Murty, Graph Theory with Applications. New York, NY: Elsevier Science Publishing Co., Inc., 1976.

[9] E. Lehman, F. T. Leighton, dan A. R. Meyer, ”Graph Theory,” *Mathematics for Computer Science*, revisi Rab., 8 Sep. 2010, 00:40. Cambridge, MA: Massachusetts Institute of Technology, 2010. [Daring]. Tersedia: https://ocw.mit.edu/courses/6-042j-mathematics-for-computer-science-fall-2010/resources/mit6_042jf10_chap05/. Diakses: 4 Januari 2025 11:01.

[10] G. Strang, *Introduction to Linear Algebra*, 6^{th} ed. Wellesley, MA: Wellesley-Cambridge Press, 2023.

[11] Ling Ding, Chao Li, Di Jin, dan Shifei Ding, ”Survey of spectral clustering based on graph theory,” *Pattern Recognition*, vol. 151, 2024. [Daring]. DOI: 10.1016/j.patcog.2024.110366. Diakses: 7 Jan. 2025 13:50.

[12] K. P. Sinaga and M.-S. Yang, ”Unsupervised K-means clustering algorithm,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 80716–80727, 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2988796. Diakses 8 Jan. 2025 22:06.

[13] U. von Luxburg, ”A tutorial on spectral clustering,” *Statistics and Computing*, vol. 17, no. 4, hlm. 395–416, Des. 2007. [Daring]. DOI: 10.1007/s11222-007-9033-z. Diakses: 7 Jan. 2025 13:55.

[14] A. Ben Ayed, M. Ben Halima, and A. M. Alimi, “Adaptive fuzzy exponent cluster ensemble system based feature selection and spectral clustering,” in 2017 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), 2017. Diakses 8 Jan. 2025 23:07.

PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa makalah yang saya tulis ini adalah tulisan saya sendiri, bukan saduran, atau terjemahan dari makalah orang lain, dan bukan plagiasi.

Bandung, 8 Desember 2024

Z. Nayaka Athadiansyah – 13523094