

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA DAN LANDASAN TEORI

Pada bab ini akan dibahas literatur dan landasan teori yang relevan dengan penelitian.

2.1 Tinjauan Pustaka

Penelitian yang menggunakan metode segmentasi dan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma LVQ telah banyak dilakukan sebelumnya. Namun dari penelitian yang ada, belum ada yang secara spesifik mengangkat kasus yang berhubungan dengan notasi balok sebagai obyek utama penelitian. Maka, literatur yang dipaparkan adalah literatur yang memiliki kemiripan dengan proses yang dilakukan dalam penelitian ini.

Mengacu pada penelitian Senouci, et al. (2006), yang berjudul “*A Segmentation Method To Handwritten Word Recognition*”, Senouci et.al. menawarkan pendekatan untuk automatisasi pengenalan tulisan tangan. Pendekatan yang ditawarkan terdiri dari dua tahap, yaitu : (1) segmentasi menggunakan teknik yang berbasis pada perbandingan pemisahan karakter dengan basis referensi huruf menggunakan jarak *Euclidian* dan (2) menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan *back-propagation*. Proses segmentasi dilakukan dengan menganalisa panjang kata atau tulisan dan menentukan batasannya, kemudian melakukan proses perulangan untuk membaca setiap piksel pada citra dan menentukan batasan setiap karakter dengan bantuan parameter HB (*Heuristic Breakpoint*). Setelah setiap karakter telah

tersegmentasi dengan baik, dilakukan proses klasifikasi dan pelatihan dengan menggunakan teknik *back-propagation*. Pelatihan dilakukan dengan menggunakan data sejumlah 10400 kata yang ditulis oleh 26 orang yang berbeda. Hasil persentase yang diperoleh Senouci untuk proses segmentasi adalah 81,05%, pengenalan tulisan tanpa jaringan syaraf tiruan 60,48%, dan pengenalan dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan adalah 88,43%.

Mengacu pada penelitian Bashyal & Venayagamoorthy (2008), yang berjudul “*Recognition of Facial Expressions Using Gabor Wavelets And Learning Vector Quantization*”, Bashyal dan Venayagamoorthy melakukan penelitian untuk melakukan pengenalan ekspresi wajah dengan mengimplementasikan ekstraksi fitur berbasis filter *Gabor* yang dikombinasikan dengan LVQ untuk pengenalan 7 ekspresi wajah yang berbeda dari citra wajah manusia. Proses pengenalan ekspresi wajah dimulai dengan melakukan pengolahan citra seperti penyesuaian ukuran, kontras, kecerahan (*brightness*), dll. Kemudian ekstraksi fitur dilakukan filter *Gabor* dan diaplikasikan ke setiap citra. Citra yang digunakan adalah citra abu-abu dari basis data JAFFE yang terdiri dari 213 citra ekspresi wajah wanita dengan ukuran 256x256 piksel. Hasil yang diperoleh Bashyal dan Venayagamoorthy berhasil menerapkan algoritma LVQ dan filter *Gabor* untuk ekstraksi fitur. Algoritma LVQ dapat mengklasifikasikan ekspresi takut jauh lebih baik dari hasil yang diberikan metode MLP pada penelitian sebelumnya. Tingkat akurasi yang dicapai dari semua data adalah 87,51% dan dapat ditingkatkan menjadi 90,22% dengan menyisihkan 42 citra yang tidak teratur.

Mengacu pada penelitian Nagare (2011), yang berjudul “*License Plate Character Recognition System using Neural Network*”, Nagare menggunakan dua teknik jaringan syaraf tiruan untuk melakukan pengenalan karakter yang ada pada nomor plat kendaraan. Teknik yang digunakan adalah *Back-Propagation* dan LVQ. Nagare melakukan perbandingan hasil dari kedua teknik ini berdasarkan kemampuan setiap teknik untuk dapat mengenali karakter dengan sempurna. Proses yang pengenalan karakter dilakukan dengan cara melakukan ekstraksi plat nomor kendaraan dari citra utuh (citra dengan objek mobil, dll), kemudian citra tersebut dikonversi menjadi citra abu-abu. Hasil citra abu-abu tersebut digunakan untuk proses segmentasi dan dilakukan pelatihan jaringan syaraf tiruan dengan menggunakan dua teknik ekstraksi fitur, yaitu : *fan-beam* dan *character-geometry*. Nagare memperoleh hasil bahwa tingkat akurasi pengenalan karakter menggunakan teknik *fan-beam* jauh lebih besar daripada teknik *character-geometry*. Selain itu, dari perbandingan jaringan syaraf tiruan *Back-Propagation* dan LVQ, Nagare menyimpulkan bahwa bahwa tingkat akurasi pengenalan karakter menggunakan LVQ jauh lebih baik daripada teknik *Back-Propagation*. Hasil akurasi pengenalan yang diperoleh dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan LVQ adalah 94,44% dan hasil akurasi pengenalan yang diperoleh dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan *Back-Propagation* adalah 66,67%.

Mengacu pada penelitian Pujara & Prasad (2013), yang berjudul “*Image Segmentation using Learning Vector Quantization of Artificial Neural Network*”, Pujara dan Prasad melakukan segmentasi dan pengenalan warna citra RGB rambu lalu lintas menggunakan algoritma jaringan syaraf tiruan LVQ. Penelitian

dilakukan dengan tujuan untuk sarana pendukung *Intelligent Transport System* (ITS), untuk membantu para pengemudi dengan memberikan informasi mengenai rambu – rambu lalu lintas dengan cepat dan tingkat akurasi tinggi. Metode pelatihan yang digunakan adalah metode terbimbing. Proses yang dilakukan adalah dengan mengambil citra RGB melalui kamera, kemudian citra RGB tersebut dikonversi menjadi citra HSV (*Hue Saturation Value*), kemudian dengan berbasis pada citra HSV algoritma LVQ diimplementasikan untuk mengenali warna dari citra tersebut. Proses pengenalan warna ini tidak dibatasi hanya satu warna saja (dalam penelitian ini hanya warna merah) tetapi juga dapat diberikan warna lain atau seperti biru atau range warna tertentu. Hasil yang diperoleh adalah algoritma LVQ dapat mengenali warna merah pada objek dengan waktu kurang dari 1 detik.

Pada penelitian ini, citra masukan yang akan diproses oleh aplikasi adalah citra yang memiliki notasi balok. Citra masukan yang akan diproses memiliki ukuran sebesar 480x160 piksel. Kemudian, dilakukan proses *thresholding* citra untuk mengubah citra tersebut menjadi citra biner. Menurut (Shatnawi, et al., 2013; Tao, et al., 2008), proses *thresholding* digunakan untuk mengekstrak objek dari latar belakang objek tersebut. Proses *thresholding* dapat berupa *bi-level* atau *multilevel* (Shatnawi, Faidzul, & Sahran, 2013). Pada penelitian ini digunakan *bi-level thresholding*. Setelah diperoleh citra hasil *thresholding*, citra tersebut diproses menggunakan metode segmentasi. Menurut Senthilkumaran & Rajesh (2009), segmentasi citra adalah proses memilah citra digital menjadi beberapa bagian atau kumpulan piksel. Pada proses segmentasi, citra masukan dipilah – pilah menjadi karakter individu, kemudian masing – masing citra karakter dikecilkan menjadi m

$x \times n$ piksel (Althaf & Begum, 2012). Proses segmentasi digunakan untuk memperoleh notasi balok yang ada pada citra tersebut dengan memisahkan antara objek not balok dan latar. Lalu, dilakukan proses pengenalan nada pada setiap citra not balok. Selanjutnya, untuk dapat mengetahui nilai ketuknya, dilakukan proses pembersihan garis paranada pada setiap citra not balok tersebut. Kemudian, citra dikecilkan dengan ukuran yang sesuai dengan citra data pelatihan. Citra not balok tersebut dicocokkan dengan setiap data bobot yang diperoleh dari hasil pelatihan jaringan syaraf tiruan LVQ untuk mendapatkan nilai ketuknya. Setelah itu, informasi nada dan nilai ketuk dari setiap citra not balok diinterpretasikan sebagai kode untuk menyusun *file* nada. Hasil keluaran dari proses penyusunan *file* nada adalah urutan nada berirama yang sesuai dengan citra notasi balok yang diproses.

Berikut pada tabel 2.1 merupakan hasil perbandingan dari penelitian yang dilakukan dengan keempat penelitian yang sudah ada.

Tabel 2.1 Tabel Perbandingan

No.	Pembanding	Senouci, et al. (2006)	Bashyal & Venayagamoorthy (2008)	Nagare (2011)	Pujara & Prasad (2013)	Suria, Ozzi* (2014)
1	Jenis Penelitian	Pengenalan Tulisan Tangan	Pengenalan Ekspresi Wajah	Pengenalan Karakter Nomor Plat Kendaraan	Pengenalan Citra Warna Rambu Lalu Lintas	Pengenalan Notasi Balok
2	Metode yang Digunakan	Segmentasi dan JST Back-	Kombinasi Filter Gabor dan JST LVQ	Membandingkan Hasil Pengenalan	Segmentasi dan JST LVQ	Segmentasi dan JST LVQ

		<i>Propagation</i>		Menggunakan JST Back-Propagation dan LVQ		
3	Hasil Penelitian	Akurasi Segmentasi: 81,05% Akurasi Pengenalan: 88,43%	Akurasi Pengenalan: 90,22%	Akurasi Pengenalan Back-Propagation: 66,67% Akurasi Pengenalan LVQ: 94,44%	Akurasi Pengenalan: Terdeteksi 100% Waktu Pengenalan: Kurang dari 1 detik.	Akurasi Segmentasi: 100% Akurasi Pengenalan: 65%

*) Penelitian yang dilakukan pada laporan ini

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Notasi Balok

Menurut Resmiati, et al. (2013), notasi atau yang lebih dikenal dengan not adalah dokumentasi dari sebuah karya musik. Not dibutuhkan ketika mengaransemen lagu, yang bertujuan untuk membuat komposisi musik yang harmonis pada sebuah lagu. Selain itu dalam musik dikenal juga tujuh tangga nada pokok, yaitu nada C, D, E, F, G, A, B. Berikut pada gambar 2.1 merupakan contoh gambar notasi balok



Gambar 2.1 (a) Notasi balok $\frac{1}{4}$ ketuk, (b) Notasi clef G (Sumber : Unicode, 2013)

Not balok adalah standar penulisan notasi musik yang diakui di seluruh dunia sejak ratusan tahun silam hingga hari ini. Pada penulisan not balok, nada dituliskan pada garis-garis yang disebut dengan garis paranada. Garis paranada terdiri dari lima garis yang sejajar dan sama panjangnya (Chrisantyo, 2012). Berikut merupakan pada gambar 2.2 merupakan contoh gambar notasi balok di atas garis paranada.



Gambar 2.2 Notasi balok di atas garis paranada (Sumber : Behmer Jr. & Jantzen, 2011)

Pada penelitian ini citra notasi balok seperti pada gambar 2.2 akan digunakan sebagai input yang akan diproses oleh aplikasi. Hasil yang dikeluarkan oleh aplikasi berupa urutan nada berirama yang sesuai dengan citra notasi balok inputannya.

2.2.2 Segmentasi Citra

Menurut Senthilkumaran (2009), segmentasi citra adalah proses memilah citra digital menjadi beberapa bagian atau kumpulan piksel. Hasil pemilahan citra merupakan objek yang berbeda di dalam citra yang memiliki kesamaan warna dan tekstur. Hasil dari segmentasi citra adalah kumpulan bagian yang apabila disusun menjadi sebuah citra asli atau kumpulan kontur yang diekstrak dari citra tersebut.

Algoritma segmentasi berbasis pada dua properti dasar dari nilai intensitas tidak berkelanjutan (*discontinuity*) dan kesamaan (*similarity*). Kategori pertama

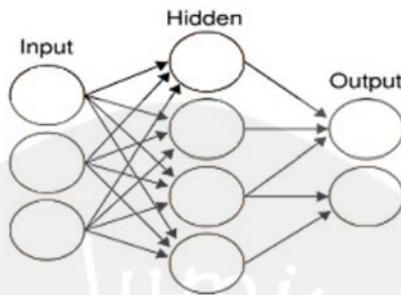
digunakan untuk memilah citra yang berbasis pada perubahan mendadak pada nilai intensitasnya, seperti tepian di dalam citra. Kategori kedua berbasis pada pemilahan citra menjadi beberapa region yang sama sesuai dengan kriteria yang ditentukan (Al-Amri, Kalyankar, & D., 2010).

Pada penelitian ini akan digunakan model segmentasi kategori kedua. Proses segmentasi dilakukan untuk memilah setiap notasi balok yang ada dalam sebuah citra.

2.2.3 Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan syaraf tiruan adalah salah satu teknik populer yang digunakan untuk klasifikasi karena memiliki proses pelatihan dan kemampuan generalisasinya (Shelke & Apte^a, 2011; Shelke & Apte^b, 2011). Menurut Shrivastav, et al. (2013), sebuah jaringan syaraf tiruan merupakan alat permodelan data yang bagus yang dapat digunakan untuk menangkap dan menampilkan relasi input dan output yang kompleks. Motivasi dari pengembangan teknologi jaringan syaraf tiruan adalah untuk mengembangkan sistem cerdas yang dapat melakukan tugasnya dengan cerdas seperti kinerja otak manusia.

Menurut Alijla & Kwaik (2012), jaringan syaraf tiruan terdiri dari 3 layer, yaitu : layer input, 1 layer tersembunyi, dan 1 layer output. Contoh arsitektur jaringan syaraf tiruan dapat dilihat pada gambar 2.3.



Gambar 2.3 Arsitektur jaringan syaraf tiruan (Sumber : Alijla & Kwaik, 2012)

Selain itu, jaringan syaraf tiruan memiliki dua fase utama dalam siklusnya.

(1) Fase belajar (pelatihan), di mana jaringan mengadaptasikan strukturnya berdasarkan informasi input pada saat bobot koneksi antar unit diupdate hingga dihasilkan bobot yang terbaik. (2) Fase yang kedua adalah fase pengujian, di mana jaringan syaraf tiruan dengan bobot yang stabil dijalankan untuk memberikan hasil klasifikasi.

Menurut Sathya & Abraham (2013), paradigma pembelajaran jaringan syaraf tiruan dapat diklasifikasikan sebagai terbimbing (*supervised*), tidak terbimbing (*unsupervised*), dan penguatan (*reinforcement*). Pembelajaran terbimbing mengasumsikan keberadaan seorang pengawas atau guru yang mengklasifikasikan contoh pelatihan ke dalam beberapa kelas dan menggunakan informasi anggota kelas di setiap pelatihan, sedangkan pembelajaran tidak terbimbing mengidentifikasi pola informasi kelas secara heuristik, dan pembelajaran penguatan belajar melalui interaksi *trial and error* dengan lingkungannya. Contoh pembelajaran terbimbing adalah *Feed forward* atau *MultiLayer Perceptron* (MLP). Algoritma yang digunakan untuk pembelajaran

termbimbing adalah *back-propagation* dan *Learning Vector Quantization* LVQ. Contoh untuk pembelajaran tidak terbimbing adalah algoritma *Self-Organizing Maps* (SOM).

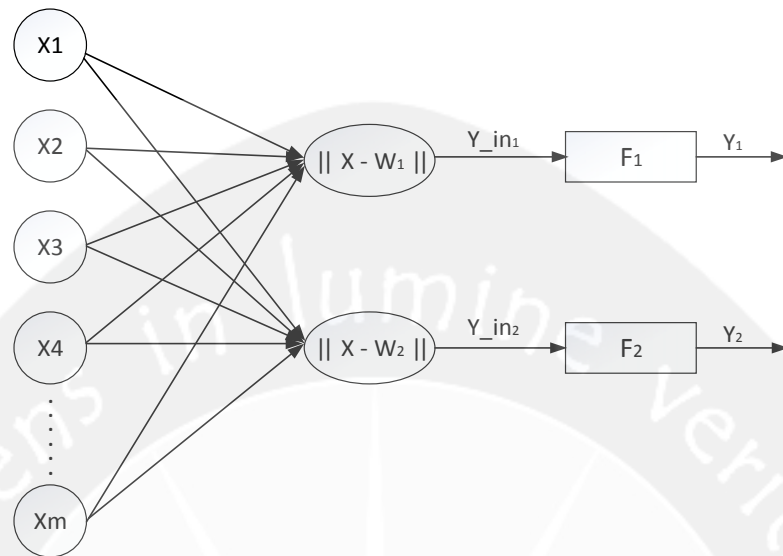
Pada penelitian ini, paradigma pembelajaran jaringan syaraf tiruan yang digunakan adalah pembelajaran terbimbing dengan algoritma LVQ.

2.2.4 *Learning Vector Quantization* (LVQ)

Menurut Al-Daoud (2009), algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ) ditemukan oleh Tuevo Kohonen yang juga penemu algoritma *Self-Organizing Maps* (SOM). Algoritma LVQ adalah sebuah metode pembelajaran terbimbing (Leng & Wang, 2008) pada lapisan kompetitif (Agustina, et al., 2011; Silva, et al., 2013; Nurkhozin, et al., 2011; Pujara & Prasad, 2013) dan dapat dianggap sebagai versi terbimbing dari SOM (Du, 2010). Menurut Nagare (2011), ada tiga langkah utama dalam penerapan algoritma LVQ, yaitu : inisialisasi, kompetisi, dan pelatihan.

Pada gambar 2.4 merupakan contoh jaringan LVQ dengan keterangan:

X	= Vektor masukan yang terdiri dari neuron ($x_1, x_2, x_3, \dots x_m$) pada lapisan input
W	= Vektor bobot untuk unit output
$\ X - W_1 \ $	= Selisih antara vektor input dan vektor bobot
Y _{in}	= Input untuk lapisan kompetitif
F	= Lapisan Kompetitif
Y	= Nilai keluaran pada lapisan output



Gambar 2.4 Arsitektur Jaringan LVQ

$X_1, X_2, \dots, X_m$ merupakan neuron pada lapisan input yang akan diproses. W_1 dan W_2 adalah vektor bobot yang menghubungkan setiap neuron pada lapisan input terhadap neuron pertama dan kedua pada lapisan output secara berturut-turut. Fungsi aktivasi F_1 akan memetakan Y_{in1} ke $Y_1 = 1$ dan $Y_2 = 0$ apabila $\|X - W_1\| < \|X - W_2\|$. Sebaliknya fungsi aktivasi F_2 akan memetakan Y_{in2} ke $Y_2 = 1$ dan $Y_1 = 0$ apabila $\|X - W_2\| < \|X - W_1\|$.

Algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ)

1. Menetapkan :
 - a. Vektor bobot awal W_{ij} dengan $i = 1, 2, 3, \dots, n$ dan $j = 1, 2, 3, \dots, m$
 - b. Maksimum epoh (MaxEpoh)
 - c. Nilai α laju pembelajaran (*learning rate*)
 - d. Error minimum yang diharapkan (Eps)
 - e. Pengurangan laju pembelajaran Dec α

2. Variabel masukan berupa :

Input : X_{ij} dengan $i = 1, 2, 3, \dots, n$ dan $j = 1, 2, 3, \dots, m$

Target kelas : T_k dengan $k = 1, 2, 3, \dots, n$

3. Menetapkan Epoch = 0

4. Kerjakan jika: (Epoch < MaxEpoch) atau ($\alpha > \epsilon$)

a. Epoch = Epoch + 1

b. Kerjakan untuk $i = 1$ sampai n

i. Tentukan nilai j sedemikian hingga diperoleh $\| X_{ij} - W_{ij} \|$ minimum (selanjutnya disebut sebagai C_j)

ii. Update nilai bobot W_j dengan ketentuan

- Jika $T = C_j$ maka: $W_{j \text{ (new)}} = W_{j \text{ (old)}} + \alpha * (x - W_{j \text{ (old)}})$

- Jika $T \neq C_j$ maka: $W_{j \text{ (new)}} = W_{j \text{ (old)}} - \alpha * (x - W_{j \text{ (old)}})$

c. Kurangi nilai α dengan rumus $dec \alpha = \alpha - (0,01 * \alpha)$.

Pada penelitian ini, digunakan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma LVQ untuk proses pelatihan data dan pengenalan nilai ketuk not balok. Jaringan syaraf tiruan dengan algoritma LVQ digunakan karena menurut (Alegre, et al., 2008; Biehl, et al., 2007), prosedur LVQ mudah diimplementasikan dan jelas secara intuitif. Selain itu, menurut Qiu-Hua, et al. (2007), rata-rata pembelajaran jaringan syaraf tiruan dengan algoritma LVQ jauh lebih cepat dibandingkan dengan jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *Back-Propagation* (BP).

2.2.5 Nada Berirama

Nada berirama merupakan frasa yang terdiri dari dua kata, yaitu: ‘nada’ dan ‘irama’ dengan imbuhan ber- di awal kata ‘irama’. Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia, nada adalah tinggi rendahnya bunyi (lagu, musik). Kemudian, menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia, irama adalah gerakan berturut-turut secara teratur; turun naik lagu (bunyi) yang beraturan; ritme. Melalui kedua definisi kata tersebut, dapat dinyatakan bahwa nada berirama merupakan tinggi rendahnya bunyi yang memiliki ritme atau tempo berturut-turut secara teratur.

Pada penelitian ini, nada berirama merupakan keluaran dalam bentuk suara yang dihasilkan oleh aplikasi setelah memproses masukan aplikasi yang berupa citra notasi balok. Nada tersebut dimainkan menggunakan suara instrumen musik seperti gitar dan piano untuk didengarkan oleh pengguna.

2.2.6 iOS

Menurut Apple (2014), iOS adalah sistem dasar untuk iPhone, iPad, dan iPod Touch yang memiliki antarmuka yang mudah digunakan, fitur yang canggih, dan keamanan di dalam sistemnya. iOS didesain untuk terlihat indah dan bekerja dengan baik, bahkan hingga tugas-tugas sederhana pun menjadi lebih menarik. Aplikasi yang berjalan pada perangkat yang berbasis iOS dibangun dengan menggunakan bahasa pemrograman Objective-C dan perangkat lunak Xcode sebagai lingkungan pemrogramannya.

Xcode adalah perangkat lunak yang digunakan untuk mendesain dan merancang aplikasi yang berbasis pada sistem operasi iOS. Menurut Apple (2014),

Xcode adalah IDE (*Integrated Development Environment*) utama yang digunakan untuk pengembangan Apple. Xcode terintegrasi dengan *framework Cocoa* dan *Cocoa Touch* untuk menyediakan lingkungan pemrograman yang produktif untuk membangun aplikasi yang akan digunakan pada perangkat Mac, iPhone, dan iPad. Pada penelitian ini, Xcode akan digunakan untuk membangun aplikasi yang memiliki kemampuan untuk memproses citra notasi balok sebagai masukan dan menghasilkan keluaran berupa nada berirama yang sesuai dengan citra masukan dan dapat didengarkan oleh pengguna. Contoh kode dengan bahasa pemrograman Objective-C yang disusun menggunakan Xcode dapat dilihat pada gambar 2.5 dan 2.6. Pada gambar 2.5 merupakan contoh kode Objective-C yang digunakan untuk mengambil citra objek melalui kamera.

```
- (BOOL) startCameraControllerFromViewController: (UIViewController*)
controller usingDelegate: (id <UIImagePickerControllerDelegate,
UINavigationControllerDelegate>) delegate {
    if ([UIImagePickerController isSourceTypeAvailable:
        UIImagePickerControllerSourceTypeCamera] == NO)
        || (delegate == nil)
        || (controller == nil))
        return NO;

    UIImagePickerController *cameraUI = [[UIImagePickerController alloc]
init];
    cameraUI.sourceType = UIImagePickerControllerSourceTypeCamera;
    cameraUI.mediaTypes =
        [UIImagePickerController availableMediaTypesForSourceType:
            UIImagePickerControllerSourceTypeCamera];
    cameraUI.allowsEditing = NO;
    cameraUI.delegate = delegate;
    [controller presentViewController: cameraUI animated: YES];
    return YES;
}
```

Gambar 2.5 Kode Objective-C untuk Mengambil Citra Objek Menggunakan Kamera (Sumber : Apple, 2012)

Pada gambar 2.6 merupakan contoh kode Objective-C yang digunakan untuk memainkan suara.

```

- (void) viewDidLoad {

    [super viewDidLoad];
    self.view.backgroundColor = [UIColor groupTableViewBackgroundColor];
    NSURL *tapSound = [[NSBundle mainBundle] URLForResource:@"tap"
                                                            withExtension:@"aif"];
    self.soundFileURLRef = (CFURLRef) [tapSound retain];
    AudioServicesCreateSystemSoundID (

        soundFileURLRef,
        &soundFileObject
    );
}
- (IBAction) playSystemSound: (id) sender {
    AudioServicesPlaySystemSound (soundFileObject);
}
- (IBAction) playAlertSound: (id) sender {
    AudioServicesPlayAlertSound (soundFileObject);
}
- (IBAction) vibrate: (id) sender {
    AudioServicesPlaySystemSound (kSystemSoundID_Vibrate);
}

```

Gambar 2.6 Kode Objective-C untuk Memainkan Suara (Sumber : Apple, 2010)