

|  |
| --- |
| 5  **BAB 2**  **KAJIAN PUSTAKA**  **2.1**  **Artificial Intelligence**  *Artificial intelligence* menurut *U.S. National Library of Medicine* adalah  ilmu dan implementasi teknik dan metode untuk merancang sistem komputer  yang dapat melakukan fungsi layaknya kecerdasan manusia seperti memahami  bahasa, belajar, penalaran, pemecahan masalah, dll.  Menurut Sri Kusumadewi  pada bukunya Artificial Intelligence, Kecerdasan buatan (Artificial Inteligence)  merupakan salah satu bagian ilmu komputer yang membuat agar mesin  (komputer) dapat melakukan pekerjaan seperti yang sebaik dilakukan manusia.  Lalu menurut Marvin Minsky salah seorang yang ahli di bidang AI  mendefinisikan bahwa Artificial Intelligence adalah ilmu  membuat mesin  melakukan hal-hal yang akan memerlukan kecerdasan jika dilakukan oleh  manusia.  Yang dimaksud dengan kecerdasan itu sendiri adalah kombinasi dari  kemampuan untuk melakukan:  1.  *Learning*,  Semua jenis pembelajaran informal maupun formal melalui  kombinasi dari pengalaman, pendidikan dan pelatihan. Learning  menunjukkan perubahan di dalam sistem yang memungkinkan sistem  untuk melakukan tugas yang sama secara lebih efisien.  2.  *Pose Problems,*Mengenali situasi masalah dan mentransformasikan  menjadi masalah yang lebih jelas. |

|  |
| --- |
| 6  3.  *Solve Problems*. Memecahkan masalah, menyelesaikan tugas dan  penciptaan produk.    **2.2**  **Computer Vision**  *Computer vision*suatu bidang yang bertujuan untuk membuat suatu  keputusan yang berguna mengenai obyek fisik nyata dan keadaan berdasarkan  atas sebuah citra. Computer visionmerupakan kombinasi antara pengolahan citra  dan pengenalan pola. Hasil keluaran dari proses *computer vision*  merupakan  *image understanding*. (L.G. Shapiro & G.C. Stockman, 2001). Pengembangan  bidang ini dilakukan dengan mengadaptasi kemampuan dari penglihatan manusia  dalam mengambil informasi. Dalam disiplin ilmu, *computer vision*  berkaitan  dengan teori pada AI yang mengektraksi  informasi dari citra. Data citra dapat  diperoleh dengan beberapa bentuk seperti urutan video, sudut pandang dari  beberapa kamera, atau data multi-dimensional dari scanner medis.  Permasalahan klasik dalam *computer vision* adalah menentukan ada atau  tidaknya sebuah objek, fitur, atau aktivitas pada sebuah citra atau dengan istilah  singkatnya dikenal dengan recognition/pengenalan. Umumnya bukanlah hal yang  sulit untuk manusia untuk memecahkan permasalahan tersebut namun tidak  untuk mesin. Berbagai metode yang dikembangkan sampai saat ini hanya dapat  menangani objek-objek tertentu misalnya saja objek geometris sederhana, wajah  manusia, karakter baik yang dicetak maupun ditulis dengan tangan, dan situasi  tertentu. Permasalahan lain yang dapat dipahami dengan menggunakan *computer*  *vision* adalah analisis pergerakan. Contoh mudah dari permasalahan ini adalah |

|  |
| --- |
| 7  *egomotion*yaitu penentuan pergerakan dari kamera berdasarkan urutan citra yang  diambil sebelumnya. Contoh lainnya adalah tracking yaitu membuat sistem  mengikuti pergerakan set atau objek yang diinginkan dalam urutan citra.  Fungsi-fungsi yang umumnya dilakukan dalam banyak sistem *computer*  *vision* adalah sebagai berikut  1.  *Image acquisition*  berhubungan dengan pengambilan citra yang  digunakan misalnya saja citra untuk pengukuran suhu umumnya diambil  menggunakan kamera yang dilengkapi dengan sensor suhu.  2.  *Pre-processing*  yaitu tahapan yang dilakukan untuk mengektraksi  beberapa informasi yang dilakukan dengan melakukan pengurangan  noise, peningkatan kontras, penyekalaan ruang, dan untuk citra berwarna  dapat juga dilakukan grayscaling.  3.  *Feature extraction* adalah pengambilan fitur-fitur bermakna dari citra dan  umumnya fitur-fitur tersebut dapat berbentuk  tepi/*edge*, titik-titik yang  telokalisasi, bentuk atau pergerakan.  4.  *Detection*/ *segmentation* yang merupakan penentuan wilayah dari titik-  titik atau wilayah yang menjadi pokok perhatian.  5.  *High level processing* adalah fungsi dimana data diperiksa apakah data  diterima untuk verification dan data dikenali untuk recognition.  6.  *Decision making* adalah fungsi yang menentukan apakah suatu data yang  ada itu sesuai atau tidak dengan menilai seberapa besar kecocokan  dengan sesuatu yang diinginkan. |

|  |
| --- |
| 8  **2.3**  **Citra**  Citra adalah ruang dua dimensi yang umumnya merepresentasikan  proyeksi dari beberapa objek dari ruang tiga dimensi. Citra mungkin monokrom  atau berwarna; citra mungkin diam atau bergerak; tetapi citra selalu pada ruang  dua dimensi (H.J. Trussel & M.J. Vrhel, 2008).  Citra disusun dari kumpulan elemen yang angkanya dapat ditentukan.  Setiap elemen ini berada pada lokasi yang bersangkutan dan memiliki nilai.  Elemen ini penyusun citra ini disebut picture elements atau piksel. (Gonzales,  2004).  Pengolahan citra dapat diartikan sebagai bidang studi yang berhubungan  dengan proses transformasi citra. Pengolahan citra bertujuan untuk mendapatkan  kualitas citra yang lebih baik (Transparansi *Computer Vision*, Universitas Bina  Nusantara, 2002). Adapun teknik pengolahan citra yang berhubungan dengan  penelitian ini adalah teknik *grayscaling*, *cropping*, *resizing* dan beberapa teknik  lain.  Dalam FRVT 2000 Evaluation Report, Blackburn et al. menyimpulkan  bahwa meng-kompresi citra tidak mempengaruhi proses pengenalan wajah  secara signifikan (Blackburn et al., 2001). Mereka melakukan kajian dengan cara  membandingkan citra tanpa kompresi dengan citra yang di kompresi hingga 0.8,  0.4, 0.25 dan 0.2 bits per piksel, lalu hasilnya adalah kinerja pengenalan wajah  turun secara signifikan hanya pada  kompresi dibawah 0.2 bpp. Wijaya and  Savvides (Wijaya & Savvides, 2005) meng-kompresi citra JPEG2000 hingga 0.5  bits per pixel. Mereka memperlihatkan bahwa kualitas yang tinggi untuk  pengenalan bisa didapat didapat dengan menggunakan *correlation filters*. Lalu |

|  |
| --- |
| 9  didukung dengan Vijayakumar Bhagavatula dalam tulisannya yang berjudul  *Correlation Filters for Face Recognition* menyimpulkan juga bahwa *correlation*  *filters* memberikan kualitas yang bagus untuk pengenalan wajah.  **2.4**  **Pengenalan pola**  Pengenalan pola adalah studi tentang bagaimana mesin dapat mengamati  lingkungan, belajar untuk membedakan pola yang diinginkan dari latar belakang,  dan membuat keputusan yang baik dan  masuk akal tentang kategori pola (A. K.  Jain et al, 2000). Pengenalan pola hampir digunakan di semua bidang baik yang  umumnya bersifat bisnis, pendidikan, seni, bahkan kesehatan. Banyak perangkat  lunak  yang didapat dari pengenalan pola  misalnya saja *Optical Character*  *Recognition*  (OCR), *Speech Recognition*, *Face Recognition*atau Pengenalan  Wajah, bahkan *data mining*. Sejauh ini pengenal  terbaik adalah manusia meski  sulit untuk dipahami bagaimana cara manusia melakukan pengenalan pola.  Namun satu hal yang pasti dalam pengenalan pola yaitu jika semakin baik suatu  pola yang disimpan dalam basis data maka akan menghasilkan pengenalan yang  baik.  Desain dari sistem pengenalan pola pada dasarnya dipengaruhi tiga aspek  1) akuisisi data dan *pre-processing*, 2) representasi data, dan 3) pengambilan  keputusan. Umumnya permasalahan adalah dalam memilih sensor, teknik *pre-*  *processing*, skema representasi, dan model pengambilan keputusan. Meski  demikian, jika ingin menghasilkan pengenalan  yang baik dengan strategi  pengambilan keputusan yang mudah dipahami maka perlu dilakukan |

|  |
| --- |
| 10  pendefinisian yang baik dan pemilihan batasan yang masuk akal untuk  pengenalan yang diinginkan.  Pengenalan pola juga memiliki empat pendekatan yang paling dikenal  yaitu *template matching*, *statistical classification*, *syntactic*  atau *structural*  *matching* dan *neural networks*. Dalam pengenalan pola keempat pendekatan ini  tidak selalu berjalan sendiri. Terkadang dalam satu pengenalan pola  dapat  menggunakan lebih dari satu pendekatan misalnya saja pendekatan statistik dan  *neural network* dalam pengenalan wajah.  **2.5**  **Pengenalan wajah**  Pengenalan wajah adalah suatu masalah yang cukup penting dari bidang  *computer vision* dan pengenalan pola (W. Zhao et al., 2003).  Alasan mengapa  pengenalan terhadap wajah menjadi sesuatu masalah yang penting adalah, karena  wajah merupakan perhatian utama dalam kehidupan sosial yang memilki fungsi  untuk mengenali identitas dan emosi yang dimiliki seseorang. Selain itu hal yang  membuat pengenalan wajah diminati adalah karena proses akuisisi data yang  dapat dikatakan lebih mudah jika dibandingkan pengenalan bagian tubuh lain  seperti mata dan sidik jari.  Pengenalan wajah dapat diklasifikasikan kedalam dua tipe berdasarkan  skenarionya, yaitu verifikasi wajah dan identifikasi wajah (Lu, 2003). Verifikasi  wajah adalah pencocokan *one-to-one*citra wajah dengan *template*  citra wajah  yang identitasnya telah disebutkan. Umumnya verifikasi wajah diperuntukan  untuk kebutuhan akan otentifikasi. Identifikasi wajah adalah proses pencocokan  *one-to-many* citra wajah dengan seluruh template citra yang dalam basis wajah. |

|  |
| --- |
| 11  Idenifikasi dari citra pengujian dilakukan dengan mencari citra dalam basis yang  memiliki kemiripan paling tinggi. Identifikasi wajah umumnya dikenal dengan  pengenalan wajah. Selain dua skenario tersebut, skenario lain adalah *watch list*  yang ditambahkan oleh *Face Recognition Vendor Test* (FRVT) 2002. *Watch list*  adalah pengujian yang dilakukan untuk mengetahui apakah seorang individu ada  atau tidak dalam basis data sistem.  Meskipun pengenalan wajah merupakan hal yang mudah dilakukan bagi  manusia,  namun hal itu tidak berlaku untuk mesin (R.Chellapa et al, 1995).  Banyak faktor yang dapat menurunkan performa dari pengenalan wajah.  Beberapa faktor yang menyebabkan penurunan performa tersebut adalah variasi  dalam posisi, iluminasi, dan ekspresi dari wajah. Faktor lain adalah faktor yang  berhubungan dengan besarnya jumlah data pelatihan, khusunya dalam mencari  representasi citra wajah yang digunakan untuk melakukan pengenalan wajah  terhadap keberadaan*noise* dan oklusi pada wajah.  Pengenalan wajah awalnya dilakukan dalam proses yang semi otomatis  dimana untuk melakukan pengenalan, seorang operator harus menetukan titik-  titik penting dari wajah. Kemudian pengenalan dengan proses otomatis yang  dibuat pertama kali oleh Kanade dimana prosesnya dilakukan dengan  menghitung sejumlah parameter wajah dari citra dan menggunakan teknik  klasifikasi pola (M. Turk dan A. Pentland, 1991).  Pada dasarnya pengenalan wajah merupakan bagian dari pengenaln pola  dimana wajah digunakan sebagai pola yang ingin dikenali. Seperti pengenalan  pola, pengenalan wajah pun memiliki beberapa tahapan penting agar hasil  pengenalan dapat berjalan dengan baik yaitu 1) akuisisi data dan *pre-processing*, |

|  |
| --- |
| 12  2) representasi data, dan 3) pengambilan keputusan. Akusisi data adalah semua  hal yang berhubungan dengan pengambilan citra wajah yang akan digunakan  untuk pengenalan wajah dan *pre-processing*adalah cara bagaimana membuat  citra wajah tersebut agar memiliki batasan yang sesuai kebutuhan untuk proses  selanjutnya. *Pre-processing* dapat dilakukan dalam banyak proses misalnya saja  dengan *grayscaling*, *face detection*, *cropping*, *resizing*  dan hal yang dapat  mengkondisikan citra wajah. Representasi data umumnya adalah representasi  dari fitur-fitur yang diekstraksi dan diseleksi dari citra wajah untuk mengurangi  dimensionalitas data. Dalam teknik statistik  representasi data umumnya  dilakukan dengan pengekstrasian fitur. Tahap pengambilan keputusan adalah  tahap dimana dilakukan pengklasifikasian dengan mengukur seberapa mirip data  yang digunakan untuk menguji dengan representasi data yang ada dalam  database.  Pengenalan wajah dapat dibedakan menjadi dua kelompok berdasarkan  representasi wajah yang digunakan yaitu *appearance based* dan *feature based*.  *Appearance based* menggunakan fitur wajah secara menyeluruh/*holistic* ataupun  bagian spesifik dari citra wajah. Berbeda dengan a*ppearance based, feature*  *based*menggunakan fitur geometris wajah dan relasi geometrisnya. Untuk  pengenalan wajah  pendekatan *appearance based*  cenderung menghasilkan  pengenalan lebih baik dari *feature based* (J.W. Tanaka dan M.J. Farah, 1993).  **2.6**  **Principal Component Analysis**  Principal Component Analysis (PCA) adalah sebuah teknik yang sangat  baik untuk mengekstraksi sebuah struktur dari kumpulan data yang besar, yang |

|  |
| --- |
| 13  saling berkorespondensi untuk mengekstraksi kumpulan eigenvector yang  berasosiasi dengan eigenvalue terbesar dari distribusi input (Kwang, et.al, 2002).  Sirovich dan Kirby  juga memperkenalkan metode PCA sebagai  *unsupervised*  *statistic method*  yang mencari sekelompok citra dasar dan merepresentasikan  wajah sebagai kombinasi linear.  Turk dan Pentland menggunakan PCA untuk melakukan pengenalan  wajah.PCA merupakan teknik statistika yang berfungsi untuk mengidentifikasi  pola-pola dalam sekumpulan data. PCA dapat mencari persamaan dan perbedaan  dari kumpulan data. Dengan menggunakan metode PCA, data yang berdimensi  tinggi sekalipun dapat dengan mudah teridentifikasi polanya. PCA akan  menemukan dataset dengan varian terbesar dalam data, dataset ini disebut  *Principal Component* (PC).  PC didapat dengan cara mencari *eigenvector*terhadap kovarian derivasi  data. Merekonstruksi PC dilakukan dengan cara memproyeksikan data terhadap  *eigenvector* tersebut itulah yang dinamakan PC. Contoh PCA dapat dilihat pada  gambar 2.1. |

|  |
| --- |
| http://library.binus.ac.id/eColls/eThesisdoc/Bab2HTML/2012100511IFBab2001/background10.png  14  **Gambar 2.1** Simulasi *Principal Component Analysis*  Salah satu representasi PCA untuk pengenalan wajah  adalah Eigenface  yang diusulkan oleh Turk dan Pentland. Mereka berpendapat bahwa peningkatan  signifikan dari pengenalan wajah dapat dicapai dengan melakukan pemetaan data  yaitu citra wajah kedalam ruang dimensi yang lebih rendah yang  disebut  eigenface. Dalam PCA terdapat dua fase utama yaitu pelatihan dan pengujian.  Fase pelatihan adalah fase  dimana representasi dari citra wajah yang akan  disimpan kedalam basis data  dibuat.  Fase pengenalan dimana dilakukan  perhitungan menjadi jarak minimum dari citra yang ingin dikenali terhadap citra  yang ada dalam representasi wajah. *Distance measure* yang digunakan pada fase  pengenalan umumnya menggunakan *euclidean* namun mereka juga menyebutkan  bahwa Mahalanobis menghasilkan performa lebih baik. |

|  |
| --- |
| 15  **2.6.1**  **Teori Statistik Dasar**  Karena PCA merupakan teknik statistika ada beberapa beberapa proses  yang berhubungan dengan teori-teori statistika dasar diantaranya adalah  **a)**  **Mean**  Dalam matematika dan statistika, mean adalah nama lain untuk rata-rata.  Nilai mean didapat dengan menjumlahkan semua nilai dalam kelompok data  dan membaginya dengan banyaknya jumlah anggota kelompok  (E.  Weisstein).  **b)**  **Variance**  Dalam statistika dan teori probabilitas, variance  adalah sebuah ukuran  seberapa jauh  sekelompok data menyebar. Variance menjelaskan seberapa  jauh angka-angka dari nilai mean-nya. Ukuran variance merupakan  akumulasi kuadrat jarak tiap anggota terhadap nilai mean dari sebaran data  tersebut dan dibagi jumlah anggota dari sebaran tersebut (E. Weisstein)  **c)**  **Covariance**  Covariance adalah sebuah ukuran seberapa besar persamaan dua atau  lebih set data. Nilai covariance  dua variable akan bernilai positif jika  keduanya berubah pada arah yang sama tergantung pada nilai ekspektasi,  namun akan negatif  jika salah satu variabel  nilainya  diatas dan lainnya  dibawah nilai ekspektasi, dan akan bernilai nol jika variabel-variabel tersebut  tidak memiliki depedensi linear (E. Weisstein). |

|  |
| --- |
| 16  **d)**  **Standard Deviation**  Standard deviasi adalah sebuah nilai yang menunjukan seberapa banyak  variasi yang terdapat pada mean atau nilai yang diharapkan. Standard deviasi  dari sebuah varibel acak, populasi statistic, kumpulan data atau distribusi  probabilitas adalah akar kuadrat dari varians. Nilai standard deviasi yang  rendah menunjukan nilai dari data-data yang ada itu dekat dengan nilai mean  atau nilai yang diharapkan. Nilai standard deviasi yang tinggi menunjukkan  bahwa nilai dari data-data itu jauh dari nilai mean atau nilai yang diharapkan.  Standard deviasi secara umum dapat digunakan untuk mengetahui seberapa  dekat semua variasi data dengan nilai mean dari data-data tersebut. Standard  deviasi penting untuk menunjukkan seberapa besar perbedaan dari  sekumpulan data yang ada dengan nilai mean atau nilai yang diharapkan (E.  Weisstein).  **2.6.2**  **Eigenvector dan Eigenvalue**  Eigenvector adalah sebuah set vektor khusus yang berasosiasi dengan  sebuah system persamaan linear misalnya saja dalam persamaan matriks yang  terkadang disebut juga dengan vektor karakteristik, vektor yang tepat dan vektor  laten (Marcus and Minc 1988, p. 144).  Eigenvalue adalah sebuah set dari nilai skalar yang berasosiasi dengan  sebuah sistem persamaan linear yang dikenal sebagai akar-akar karakteristik,  nilai karakteristik (Hoffman and Kunze 1971), nilai yang benar atau akar akar  laten (Marcus and Minc 1988, p. 144). |

|  |
| --- |
| 17  Eigenvector dalam sistem persamaan matriks memiliki arti sebuah vektor  yang menentukan arah dari matriks tersebut sedangkan eigenvalue adalah  transformasi yang terjadi pada matriks tersebut. Umumnya setiap eigenvector  selalu berpasangan dengan eigenvalue. Untuk mendapatkannya dilakukan  dengan eigen decomposition, umumnya hanya terbatas matriks bujur sangkar.  **2.6.3**  **Eigenfaces**  Eigenface adalah kumpulan dari eigenvector yang didapat dari covariance  matrix  sekumpulan citra wajah. Eigenvector-eigenvector ini dapat dianggap  sekumpulan fitur yang secara bersama-sama mengkarakterisasi variasi diantara  wajah-wajah tersebut. Tiap lokasi dalam citra menyumbang sedikit atau banyak  eigenvector sehingga menghasilkan eigenface yang Nampak seperti wajah hantu.  Tiap eigenface diturunkan dari tingkat keabuan yang seragam yang beberapa  fitur wajah berbeda satu sama lain dalam kumpulan citra pelatihan. Eigenface  merupakan sebuah map dari variasi tiap-tiap citra wajah (M.A. Turk dan A.P.  Pentland, 1991).  Tiap wajah individu dapat direpresentasikan dalam konteks kombinasi  linear dari eigenface. Sejumlah eigenface terbaik bahkan dapat digunakan untuk  memperkirakan wajah individu tertentu. Eigenface terbaik ini adalah eigenface  yang memiliki eigenvalue terbesar dan dapat mengacu untuk banyak variasi di  dalam kumpulan citra wajah. Dengan menganggap jumlah eigenface terbaik  sebesar M maka M eigenface ini dapat digunakan untuk membentuk tiap citra  wajah yang disebut face space. |

|  |
| --- |
| 18  Penggunaan eigenface untuk pengenalan wajah awalnya dikembangkan  oleh Sirovich dan Kirby pada tahun 1987 dan 1990. Awalnya digunakan hanya  untuk merekonstruksi citra wajah dengan menggunakan PCA kemudian  digunakan untuk pengenalan wajah oleh Turk and Pentland untuk pengenalan  wajah dan hingga kini tetap digunakan.  **2.7**  **Independent Component Analysis**  *Independent Component Analysis*  (ICA) merupakan metode untuk  mencari *factor* atau komponen yang tersembunyi dari data statistik yang multi-  dimensional. Hal yang membuat ICA berbeda dari metode statistik lain adalah  ICA mencari komponen-komponen yang independen secara statistik  dan non  Gaussian (A.  Hyvarinen et al, 2000). ICA awalnya dikembangkan untuk  menyelesaikan permasalahan yang hubungannya dekat dengan *cocktail party*  *problem*  dimana banyak pembicara yang berbicara sehingga gelombang suara  mereka tercampur secara acak. ICA merupakan metode yang digunakan untuk  melakukan *Blind Source Separation*(BSS) yang dapat memisahkan sinyal suara  para pembicara tadi. Namun seiring dengan meningkatnya ketertarikan dalam  ICA, banyak aplikasi yang mulai menggunakannya misalnya saja:  *electrochephalogram*  (EEG), pemrosesan array (*beamforming*), bahkan untuk  pengenalan wajah.  ICA merupakan generelasi dari *Principal Component Analysis*  (PCA)  yang tidak hanya meminimalisasi *second order statistic* tetapi juga *higher order*  *statistic*. Hal ini membuat ICA lebih baik daripada PCA dalam membuat  representasi basis data karena informasi penting mungkin terdapat pada *higher* |

|  |
| --- |
| http://library.binus.ac.id/eColls/eThesisdoc/Bab2HTML/2012100511IFBab2001/background15.png  19  *order statistic*  sehingga hasil reperesentasi data yang dihasilkan bukan hanya  tidak berkolerasi tetapi independen yang artinya tiap data tidak dapat  menjelaskan data lain. Selain itu jika dibandingkan dengan PCA yang  menganggap bahwa citra dengan distribusi Gaussian, ICA lebih menganggap  citra dengan distribusi non Gaussian sehingga bila citra dengan distribusi non  Gaussian benar diproses maka ICA akan tetap dapat merespon variasi yang  paling besar pada basis citranya (Bartlett et la, 2003).  **Gambar 2.2** Perbandingan PCA dan ICA  Pengenalan wajah dengan metode ICA dibagi menjadi dua arsitektur, ICA  arsitektur I dan ICA arsitektur II. Masing-masing arsitektur memiliki fungsi yang  berbeda karena jenis data masukannya berbeda. ICA arsitektur I tujuan utamanya  adalah untuk mencari *statically independent basis image*. Berbeda lagi dengan  ICA arsitektur II yang tujuannya adalah untuk mencari *factorial face code*  (Bartlett et al). ICA arsitektur I cenderung lebih baik digunakan untuk  pengenalan ekspresi wajah sedangkan ICA arsitektur II lebih baik untuk  pengenalan wajah (Draper et al, 2003). |

|  |
| --- |
| 20  ICA arsitektur II digunakan untuk pengenalan wajah  dikarenakan  meskipun basis citra  yang didapatkan dari hasil ICA arsitektur I diperkirakan  independen akan tetapi koofisien kode tiap citra dianggap tidak perlu  independen. Oleh sebab itu, ICA arsitektur II mencari representasi dimana  koofisien yang digunakan untuk mengkode citra yang independent secara  statistik  yang disebut *factorial face code*. Terlebih lagi ICA arsitektur II  menghasilkan *global feature vector* yang baik jika digunakan untuk pengenalan  wajah yang memerlukan *spatially overlapping feature vector* (Draper et al).  **2.7.1**  **Whitening**  *Whitening*  merupakan salah satu proses yang digunakan dalam metode  ICA. *Whitening* adalah proses penghilangan korelasi dalam data yang mengubah  satu set variable acak yang memiliki *covariance matrix* S menjadi satu variabel  acak baru yang *covariance matrix*-nya S= a I dimana a adalah nilai konstan dan I  adalah matriks identitas (A. Hyvarinen et al, 2000). Variabel baru tersebut tidak  berkorelasi dan semuanya memiliki varians yang besarnya 1. Alasan mengapa  disebut whitenning adalah karena proses ini mengubah matriks masukan kedalam  bentuk *white noise* dimana element-elementnya tidak berkorelasi dan memiliki  varians yang seragam. Berberda dengan teknik dekorelasi biasa yang hanya  membuat covarians menjadi  nol yang hasilnya hanya berupa matriks diagonal,  *whitening* lebih mengarah pada membuat sebuah matriks dengan varians seragam  sehingga terbentuk matriks identitas dengan besaran scalar. |

|  |
| --- |
| http://library.binus.ac.id/eColls/eThesisdoc/Bab2HTML/2012100511IFBab2001/background17.png  21  **2.8**  **K-Nearest Neighbor**  *K-Nearest Neighbor*  (KNN)  adalah salah satu learning yang  menggunakan metode statistik. KNN didasarkan pada prinsip bahwa sebuah data  dalam dataset umumnya akan memiliki jarak yang dekat pada data lain jika  memiliki property yang mirip. KNN dilakukan dengan mengamati nilai dari k  tetangga terdekat (Kotsiantis, 2007).  Dalam pengenalan wajah KNN digunakan dengan mengukur jarak antara  representasi citra pengujian dengan basis citra pelatihan. Pengukuran jarak  dilakukan menggunakan *distance measure*  yang menggambarkan hubungan  antara kedua represetasi tersebut (Wettschereck et al., 1997).  **2.9**  **Measure Distance**  **2.9.1**  **Euclidean Distance**  *Euclidean distance* adalah jarak biasa antara dua titik atau koordinat yang  diturunkan dari rumus phytaghoras. *Euclidean distance*  antara titik  dan  adalah panjang garis yang menghubungkan keduanya  .  sendiri adalah sisi  miring dari garis yang dibentuk pada sumbu x dan sumbu y antara koordinat  dan  (M. Deza & E. Deza, 2009).  **2.9.2**  **City Block Distance**  *C****i****tyblock distance* adalah jarak antara dua titik atau koordinat yang mirip  dengan e*uclidean distance*. Namun sedikit berbeda dengan *euclidean distance*  yang hanya mengukur panjang garis yang menghubungkan kedua titik tersebut. |

|  |
| --- |
| http://library.binus.ac.id/eColls/eThesisdoc/Bab2HTML/2012100511IFBab2001/background18.png  22  *C****i****tyblock distance*antara titik  dan  adalah nilai mutlak dari jarak antara  dan  dari sumbu x dan sumbu y (Michelle Deza & Elena Deza, 2009).  **2.9.3**  **Cosine Similarity**  *Cosine similarity*  (*cosine*)  adalah ukuran kesamaan diantara dua  vektor  dari sebuah *inner product* space yang mengukur kosinus dari sudut diantara dua  vektor tersebut. Berbeda dengan dua distance measure sebelumnya yang selalu  bernilai positif, *cosine similarity distance* memiliki rentang nilai dari -1 hingga 1.  Kosinus antara dua vector dapat dengan mudah diturunkan dari rumus perkalian  dot e*uclidean*. Jika vector  dan  maka nilai kosinus dapat diperoleh dengan  melakukan perkalian titik diantara keduanya  (Michelle Deza & Elena Deza,  2009).  **2.10**  **Supervised Learning**  *Supervised learning* adalah salah satu metode *machine learning* dimana  sebuah data memiliki label yang dikenali. Dalam supervised learning pemilihan  algoritma merupakan tahap yang sangat penting (Kotsiantis, 2007).  Algoritma  *supervised learning*  menganalisa data pelatihan dan memproduksi *inferred*  *function*  yang disebut *classifier*  jika outputnya diskrit atau *regression function*  jika outputnya berkesinambungan. *Inferred function* harus bisa memprediksi nilai  output yang benar untuk setia  input yang valid. Untuk itu diperlukan algoritma |

|  |
| --- |
| 23  *learning*  untuk menggeneralisasi dari data pelatihan  ke situasi yang tidak  diperhitungkan dengan cara yang rasional.  Hal pertama yang dilakukan dalam *supervised learning* adalah memilih  jenis data yang  digunakan untuk set pelatihan. Kemudian mengumpulkan  set  pelatihan yang dapat mewakili data yang sesuai pada dunia nyata. Selanjutnya  mendeterminasi representasi fitur input dari fungsi pembelajaran. Akurasi dari  fungsi pembelajaran sangat tergantung pada bagaimana input direpresentasikan.  Umumnya input ditransformasikan kedalam bentuk *feature vector* yang memiliki  sejumlah fitur  yang mendeskripsikan input. Proses  berikutnya yang dilakukan  adalah mendeterminasi struktur dari *learned function* dan *corresponding learning*  *algorithm*. Proses yang dilakukan kemudian adalah menyelesaikan desain dengan  menjalankan algoritma *learning*. Terakhir mengevaluasi keakurasian dari *learned*  *function*  dengan menggunakan set pelatihan dan set pengujian  yang berbeda  namun tetap berhubungan.  **2.11**  **Unsupervised Learning**  *Unsupervised learning*  adalah salah satu metode *machine learning*  dimana mesin hanya menerima input tetapi tidak mendapatkan output atau target  yang terarah dari lingkungan sekitarnya (H. Barlow, 1989). Tujuan utamanya itu  adalah membangun sebuah representasi dari input yang dapat digunakan untuk  pengambilan keputusan, memperkirakan input apa yang selanjutnya akan  diterima dan lain –  lain. Secara umum, *unsupervised learning* dapat dianggap  sebagai pencarian pola dari data masukan yang diterima dan apa yang dianggap |

|  |
| --- |
| 24  sebagai *noise* yang tidak struktur. Ada dua contoh yang sederhana dan klasik dari  *unsupervised learning*yaitu *clustering*dan reduksi dimensionalitas.  Berbeda dengan *supervised learning*, *unsupervised learning*  menggunakan data yang tidak ada kepastian tentang label yang menandakan  kepada kelas apa sebuah data dimiliki. Tujuannya ada membangun sebuah  keberadaan kelas atau *cluster* dalam data data tersebut.  **2.11.1**  **Clustering**  *Clustering* adalah sebuah teknik yang digunakan untuk mengelompokkan  sekelompok objek yang memiliki persamaan ke dalam kelompok yang disebut  *cluster*. *Clustering* juga dapat dianggap sebagai metode yang digunakan untuk  mengelompokan data data yang tidak memiliki data. *Clustering*  merupakan  teknik yang umum digunakan untuk analisis data statistik (jain dan dubes, 1988).  *Clustering* umumnya digunakan untuk mengelompokkan pola misalnya  saja dalam pengenalan pola  dimana setiap pola yang dimasukan akan  dikelompokan sesuai kemiripan yang dimiliki. Tahapan-tahapan umum yang  dilakukan saat *pattern clustering*  adalah 1) membuat representasi pola, 2)  pendefinisian kedekatan antar pola, 3) clustering atau pengelompokan, 4)  abstraksi data jika diperlukan, dan 5) penaksiran output jika diperlukan (jain dan  dubes, 1988).  Representasi pola mengarah pada jumlah kelas, jumlah pola yang  tersedia, dan jumlah tipe dan fitur yang tersedia untuk algoritma *clustering*.  beberapa dari informasi ini mungkin tidak dapat diatur oleh praktisi. Oleh sebab  itulah sebelum mencapai tahapan ini sebaiknya dilakukan *feature selection* yang |

|  |
| --- |
| 25  mengidentifikasi fitur-fitur yang paling efektif dari fitur aslinya. Hal lain yang  dapat dilakukan adalah *feature* *extraction* dimana dengan menggunakan beberapa  tahapan transformasi terhadap fitur asli untuk mendapatkan fitur baru.  Kedekatan pola biasanya diukur dengan fungsi jarak yang terdefinisi pada  sepasang pola. Sebuah ukuran fungsi jarak sederhana adalah *euclidean distance*  yang dapat mengukur jarak tiap anggota pada pola tertentu.  *Clustering*  atau pengelompokkan dapat dilakukan dalam banyak cara.  Hasil output *clustering* dapat berupa *hard clustering* dimana tiap anggota *cluster*  memiliki status kenggotaan pasti atau dapat berupa *soft (fuzzy) clustering* dimana  tiap anggota *cluster*  memiliki derajat keanggotaan di lebih dari satu *cluster*.  Selain hasil output, algoritma untuk *clustering* pun dibedakan menjadi beberapa  jenis yaitu *hierarchical clustering, partitional clustering, probabilistic*  *clustering,*  dan *graph-theoritic clustering*. Baik atau buruknya hasil sebuah  *clustering* tergantung bagaimana ketiga proses tersebut dilakukan terhadap input  data yang sesuai. |