

TESIS

**OTOMATISASI KELAYAKAN BUANG LIMBAH PERTAMBANGAN
NIKEL MENGGUNAKAN *PARTICLE SWARM OPTIMIZATION* DAN
*SUPPORT VECTOR MACHINE***

**WASTE DISPOSAL FEASIBILITY AUTOMATION OF NICKLE
MINING USING PARTICLE SWARM OPTIMIZATION AND SUPPORT
VECTOR MACHINE**



Wilem Musu

P2700211008

**PROGRAM PASCASARJANA TEKNIK ELEKTRO
KONSENTRASI TEKNIK INFORMATIKA
UNIVERSITAS HASANUDDIN
MAKASSAR**

2013

TESIS

OTOMATISASI KELAYAKAN BUANG LIMBAH PERTAMBANGAN
NIKEL MENGGUNAKAN PARTICLE SWARM OPTIMIZATION
DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Disusun dan diajukan oleh

WILEM MUSU

Nomor Pokok P2700211008

telah dipertahankan di depan Panitia Ujian Tesis

pada tanggal 18 Juli 2013


dan dinyatakan telah memenuhi syarat

Menyetujui

Komisi Penasehat,


Dr. Ir. H. Andani Achmad, MT

Ketua

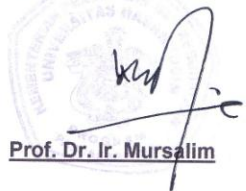

Dr. Eng. Syafaruddin ST., M. Eng

Anggota

Ketua Program studi
Teknik Elektro,

Direktur Program Pascasarjana
Universitas Hasanuddin,


Prof. Dr. Ir. H. Salama Manjang, MT


Prof. Dr. Ir. Mursalim

PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Yang betanda tangan di bawah ini :

Nama : Wilem Musu
NIM : P2700211008
Program Studi : Teknik Elektro
Konsentrasi : Teknik Informatika

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa tesis yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambil-alihan tulisan atau pemikiran orang lain. Adapun kutipan atau rujukan sebagai sumber informasi yang saya gunakan dari penulis lain, telah saya sebutkan namanya pada daftar pustaka tesis ini. Apabila dikemudian hari ada terbukti bahwa tesis ini adalah hasil karya orang lain maka saya bersedia menerima sanksi apapun sesuai peraturan yang berlaku.

Makassar, Juli 2013

Penulis

(Wilem Musu)

PRAKATA

Segala pujian hormat dan penyembahan penulis sampaikan kepada Tuhan Yang Maha Kuasa atas segala rahmat yang diberikan-Nya kepada penulis sehingga dapat menjalani semua proses perkuliahan dari awal sampai penyusunan hasil penelitian ini.

Penelitian ini berjudul OTOMOATISASI KELAYAKAN BUANG LIMBAH PERTAMBANGAN NIKEL MENGGUNAKAN PARTICLE SWARM OPTIMIZATION DAN SUPPORT VECTOR MACHINE.

Penelitian ini dilakukan untuk mencari alternatif pemecahan masalah terhadap kesulitan yang selama ini dihadapi oleh pihak pengelola limbah pertambangan nikel untuk melakukan pembacaan langsung kandungan unsur dalam air limbah yang akan dibuang. Kesulitan ini mengakibatkan waktu penentuan kelayakan buang limbah menjadi relatif lama dan secara kualitas, limbah yang dibuang sering tidak sesuai dengan standar baku mutu air limbah yang ditetapkan oleh pemerintah.

Selama penulis melakukan penelitian sampai penyusunan hasil penelitian ini, penulis banyak menemui kendala dan masalah. Akan tetapi berkat bimbingan serta dorongan semangat yang penulis terima maka semua kesulitan dan masalah tersebut dapat dilalui. Oleh karena penulis menyampaikan terima kasih kepada :

1. Dr. Ir. H. Andani Achmad, MT. Dan Dr. Eng. Syafaruddin, ST., M.Eng. selaku pembimbing yang telah memberikan arahan dan bimbingan sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.
2. Merna Baharuddin, ST., M.Tel. Eng., Ph. D. dan Dr. Ing. Faizal Arya Samman, ST., MT. serta Dr. Adnan, ST., MT. selaku tim penguji yang membarikan evaluasi serta masukan untuk penyempurnaan penelitian ini.
3. Istri tercinta Itha Juditha dan anak terkasih Zean Amadeus yang terus memberikan semangat, inspirasi dan pengertian serta dukungan doa.
4. Orang Tua yang saya hormati L.L. Musu dan DSN Paginta serta semua saudara-saudaraku yang memberikan dukungan.
5. Max Djama, Beni Sumandak M dan Lapu Tombilayuk yang banyak memberikan masukan yang sangat berharga.
6. Rekan-rekan seperjuangan di PascaMelek 2011 yang selalu membarikan informasi dan masukan-masukan.

Semoga apa yang telah dikerjakan ini dapat bermanfaat bagi pihak-pihak yang membutuhkan. Penulis menyadari tulisan ini masih memiliki kelemahan dan kekurangan, oleh karena itu saran dan kritik yang bersifat membangun senantiasa penulis harapkan untuk hasil yang lebih baik. Semoga Tuhan terus melimpahi kita dengan Rahmat-Nya.

Makassar, Juli 2013

Penulis

ABSTRAK

Wilem Musu. Otomatisasi Kelayakan Buang Limbah Pertambangan Nikel Menggunakan Particle Swarm Optimization dan Support Vector Machine (dibimbing oleh **Andani Achmad** dan **Syafaruddin**)

Penelitian ini bertujuan menemukan metode untuk memperpendek penentuan kelayakan buang limbah pertambangan nikel.

Penelitian ini menggunakan algoritma PSO (Particle Swarm Optimization) dan SVM (Support Vector Machine). SVM digunakan untuk mengklasifikasikan besaran nilai kandungan unsur dalam limbah, sedangkan PSO digunakan untuk mengoptimalkan proses penentuan kelayakan buang limbah. Penelitian ini membandingkan kinerja antara PSO, SVM, dan gabungan keduanya (PSO-SVM). Kedua algoritma ini bekerja setelah menerima data dalam bentuk nilai-nilai kandungan unsur yang dibangkitkan oleh sebuah aplikasi simulator yang mendeteksi kadar kandungan unsur dalam air limbah. Hasil analisis tersebut digunakan untuk menentukan kelayakan pembuangan limbah.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa penentuan kelayakan buang limbah berdasarkan analisis kedua metode ini dicapai kurang dari 15 detik. Setelah membandingkan penggunaan kedua metode tersebut diperoleh hasil bahwa dari empat kondisi pengujian diperoleh algoritma PSO lebih optimum dibandingkan dengan metode SVM dan gabungan PSO-SVM, walaupun dalam kondisi tertentu SVM lebih optimum dibanding PSO. Demikian juga halnya dengan metode gabungan PSO-SVM.

Kata Kunci : Otomatisasi Kelayakan Buang Limbah, Particle Swarm Optimization, Support Vector Machine.

Abstract

Wilem Musu. *Waste Disposal Feasibility Automation of Nickle Mining Using Particle Swarm Optimization And Support Vector Machine* (supervised by **Andani Achmad** and **Syafaruddin**)

The research aimed to find out a method to shorten the feasibility determination of the nickle mining waste disposal.

The research used the algorithms of PSO (Particle Swarm Optimization) and SVM (Support Vector Machine). In which SVM was used to classify the amount of the element content value in the waste, while PSO was used to optimize the waste disposal feasibility determination process. The research also disclosed the performance comparison between PSO, SVM and the combination of the two (PSO-SVM). Both algorithms functioned after receiving data in the forms of the element content values generated by a simulator application which detected the element content levels in the water waste. The analysis result using the methods was used to determine the waste disposal feasibility.

The research result indicates that the waste disposal feasibility determination time based on the analysis using both methods is achieved less than 15 seconds. After comparing the overall use of the methods of the four testing conditions in the research. It is obtained that the PSO algorithm is more optimal than SVM algorithm and the combination of PSO-SVM. Although in certain condition SVM is more optimal than PSO. The same thing happens on PSO-SVM combination method.

Key-words: Waste disposal feasibility optimization, Particle Swarm Optimization, Support Vector Machine.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
KATA PENGANTAR	ii
ABSTRAK	iv
DAFTAR ISI	v
DAFTAR GAMBAR	vii
DAFTAR TABEL	x
BAB I. PENDAHULUAN	
I.1. Latar Belakang	1
I.2. Rumusan Masalah	4
I.3. Tujuan Penelitian	4
I.4. Manfaat Penelitian.....	5
I.5. Batasan Masalah.....	6
BAB II. TINJAUAN PUSTAKA	
II.1. Limbah Pertambangan Nikel.....	7
II.2. Pembuangan Limbah Pertambangan Nikel.....	8
II.3. Particle Swarm Optimization.....	9
II.4. Support Vector Machine	14
II.5. Road Map Penelitian.....	26
II.6. Kerangka Pemikiran.....	29

BAB III. METODE PENELITIAN	
III.1. Waktu Penelitian	30
III.2. Tahap Pelaksanaan	33
III.3. Metode Pendekatan	34
III.4. Implementasi Algoritma PSO dan SVM	35
III.4. Real Time Measurement.....	43
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	
IV.1 Analisis Sistem	47
IV.2. Perancangan Aplikasi	50
IV.3. Perancangan Antarmuka	68
IV.4. Perancangan Database	72
IV.5 Implementasi Sistem	73
IV.6. Pengujian Sistem	114
IV.7. Diskusi Real Time Measurement	123
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
V.1. Kesimpulan	127
V.2 Saran	128

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

DAFTAR GAMBAR

2-1	Update Posisi dan Kecepatan PSO	12
2-2	Diagram Alir Optimasi Berbasis Particle Swarm	14
2-3	Mencari Fungsi Pemisah yang Optimal untuk Objek yang bisa Dipisahkan secara Linier	17
2-4	Memperbesar Margin untuk Meningkatkan Probabilitas suatu Data secara benar	18
2-5	Data Spiral yang Menggambar Ketidaklinieran	24
2-6	Suatu Kernel Map Mengubah Problem yang tidak Linier menjadi Linier dalam Space Baru	25
3-1	Bagan Tahapan Penelitian	33
3-2	Implementasi Algoritma PSO	35
3-3	Implementasi Algoritma SVM	37
3-4	Implementasi Algoritma PSO-SVM	41
4-1	Bagan Lingkup Kerja Sistem Otomatisasi Kelayakan Buang Limbah Pertambangan Nikel Menggunakan PSO dan SVM	46
4-2	Diagram Konteks Aplikasi Analisis Pembuangan Limbah	47
4-3	DFD Level 0 Aplikasi Analisis Pembuangan Limbah	49
4-4	Use Case Diagram Aplikasi Simulator	51
4-5	Activity Diagram pada Case View Menu	53
4-6	Activity Diagram Case Buka Tutup Pintu Pembuangan	55

4-7	Sequance Diagram Koneksi Client Server	58
4-8	Sequance Diagram Buka Tutup Pintu Pembuangan Limbah	59
4-9	Sequance Diagram Pengubah Nilai	61
4-10	Use Case Diagram Aplikasi Analisis	64
4-11	Activity Diagram Case View Menu, Menerima Data, Analisis dan Eksekusi Hasil Analisis	66
4-12	Activity Diagram Case Laporan	67
4-13	Rancangan Antar muka Aplikasi Simulator	69
4-14	Rancangan Antarmuka Aplikasi Analisis Kandungan Unsur	71
4-15	Implementasi Aplikasi Simulator	74
4-16	Implementasi Aplikasi Analisis	80
4-17	Data Awal Aplikasi Analisis	81
4-18	Hasil Proses Proses Nilai Menurun dalam Range Baku Mutu.....	84
4-19	Data Awal Kondisi Menaikkan Nilai	90
4-20	Hasil Proses Nilai Naik dalam Range Baku Mutu	92
4-21	Data Awal Aplikasi Analisis di Atas Toleransi Batas Atas	98
4-23	Hasil Proses Nilai di Atas Toleransi Batas Atas	99
4-24	Data Awal Aplikasi Analisis di Atas Toleransi Batas Bawah	106
4-25	Hasil Proses Nilai di Bawah Tolerani Batas Bawah	107
4-26	Flowchart Aplikasi Simulator	116
4-27	Flowgraph Aplikasi Simulator	116
4-28	Flowchart Aplikasi Analisis	118

4-29	Flowgraph Aplikasi Analisis	119
4-30	Bagan Real Time Measurement	124

DAFTAR TABEL

2-1	Baku Mutu Air Limbah Bagi Usaha dan/Kegiatan Pertambangan Biji Nikel	9
4-1	Asumsi Toleransi Batas Bawah dan Batas Atas Baku Mutu	79
4-2	Bobot Hasil Analisis Kondisi Pertama	89
4-3	Bobot Hasil Analisis Kondisi Kedua	97
4-4	Bobot Hasil Analisis Kondisi Ketiga	105
4-5	Bobot Hasil Analisis Kondisi Keempat	113
4-6	Rekapitulasi Nilai Bobot pada Empat Kondisi	114
4-7	Pengujian Aplikasi Simulator	121
4-8	Pengujian Aplikasi Analisis	122

DAFTAR GRAFIK

4-1	Data Awal pada Kondisi Pertama	82
4-2	Hasil Analisis PSO Data Kondisi Pertama	88
4-3	Hasil Analisis SVM Data Kondisi Pertama	88
4-4	Hasil Analisis PSO-SVM Data Kondisi Pertama	88
4-5	Data Awal pada Kondisi Kedua	91
4-6	Hasil Analisis PSO Data Kondisi Kedua	96
4-7	Hasil Analisis SVM Data Kondisi Kedua	96
4-8	Hasil Analisis PSO-SVM Data Kondisi Kedua	96
4-9	Data Awal pada Kondisi Ketiga	99
4-10	Hasil Analisis PSO Data Kondisi Ketiga	104
4-11	Hasil Analisis SVM Data Kondisi Ketiga	104
4-12	Hasil Analisis PSO-SVM Data Kondisi Ketiga	104
4-13	Data Awal pada Kondisi Keempat	107
4-14	Hasil Analisis PSO Data Kondisi Keempat	112
4-15	Hasil Analisis SVM Data Kondisi Keempat	112
4-16	Hasil Analisis PSO-SVM Data Kondisi Keempat	112

BAB I

PENDAHULUAN

I.1. Latar Belakang

Limbah industri pada umumnya merupakan bahan beracun dan berbahaya (B3) yang berasal dari proses produksi sebuah industri. Limbah dapat mencemari dan merusak lingkungan serta dapat membahayakan kelangsungan hidup manusia. Berbagai upaya dilakukan untuk mencegah terjadinya pencemaran dan rusaknya lingkungan hidup akibat B3 melalui peraturan pemerintah (PP) tentang pengelolaan limbah, penetapan standar baku mutu air limbah, peneliti-penelitian tentang pengelolaan limbah dan usaha-usaha lainnya yang dilakukan untuk menurunkan kandungan B3 sehingga pengelolaan dan pemanfaatan sumber daya alam tidak memberikan dampak negatif terhadap manusia dan lingkungannya.

Beberapa penelitian telah dilakukan dibidang pengelolaan limbah, yaitu menurunkan kadar total suspended solid (TSS), total Fe, total Mn menggunakan biji kelor pada pertambangan batu bara [1], menurunkan kadar Cu, Cr dan Ag melalui adsorpsi (penyerapan) menggunakan tanah liat pada industri perak [2], pengaruh pH dan penggunaan biomassa *Aspergillus niger* van Tieghem dalam penyerapan logam Zn dari limbah pertambangan nikel melalui proses biosorpsi [3]. Dan masih banyak lagi penelitian-penelitian yang

dilakukan untuk mencari cara dan metode sehingga limbah yang dihasilkan oleh industri pertambangan tidak merusak lingkungan.

Dari banyak penelitian yang dilakukan, telah ditemukan banyak metode pengelolaan limbah industri pertambangan sehingga kandungan B3 pada limbah dapat dikendalikan sesuai standar baku mutu air limbah yang tidak membahayakan kehidupan manusia dan lingkungan. Tetapi bagaimana cara membuang limbah tersebut merupakan hal yang penting diteliti, untuk menemukan metode baru yang lebih cepat dan tepat menentukan kelayakan buang limbah yang mengandung B3.

Proses pembuangan limbah pertambangan nikel pada umumnya dilakukan melalui uji laboratorium untuk mengetahui kandungan unsur-unsur kimia yang terkandung dalam limbah sebelum proses pembuangan dilakukan. Jika hasil pengujian laboratorium terhadap kandungan unsur-unsur dalam limbah telah memenuhi standar kelayakan buang, maka proses pembuangan limbah dilakukan dengan cara membuka pintu penampungan limbah. Metode buka tutup pintu pembuangan limbah berdasarkan hasil uji laboratorium membutuhkan waktu yang relatif lama. Karena untuk menutup kembali pintu pembuangan limbah harus menunggu hasil uji labaratorium, sementara limbah terus mengalir. Bisa jadi ketika hasil uji laboratorium menyatakan proses pembuangan harus dihentikan, limbah yang tidak memenuhi standar kelayakan sudah ikut terbuang. Hasil uji kelayakan buang menjadi tidak valid karena terdapat rentang waktu dari pengambilan sampel

limbah yang akan diuji sampai dengan keputusan penghentian pembuangan limbah.

Untuk itu perlu dilakukan otomatisasi pada proses pembuangan limbah tersebut melalui penerapan teknologi informasi yang dapat memberikan informasi secara real time tentang kandungan unsur dalam limbah yang akan dibuang dan selanjutnya teknologi tersebut secara otomatis menentukan apakah limbah akan dibuang atau tidak..

Teknologi informasi yang dimaksud adalah penggunaan aplikasi untuk menganalisis kelayakan buang limbah pertambangan nikel dengan menggunakan algoritma Support Vektor Machine (SVM) untuk mengklasifikasikan data-data kandungan unsur limbah yang layak dibuang dengan data-data kandungan unsur yang tidak layak dibuang dimana data-data tersebut terlebih dahulu dioptimalisasikan dengan metode Particle Swarm Optimization (PSO).

Proses otomatisasi yang dilakukan dengan metode yang telah dijelaskan di atas, memperoleh input dari detektor/sensor yang bekerja secara real time untuk mendeteksi kandungan unsur-unsur dalam limbah yang akan dianalisis oleh aplikasi, dan selanjutnya hasil analisis dikirim ke peralatan secara real time untuk membuka atau menutup pintu pembuangan limbah.

I.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang di atas, maka permasalahan dirumuskan sebagai berikut :

1. Bagaimana mengetahui secara otomatis kelayakan buang limbah pertambangan nikel, sehingga limbah yang terbuang sesuai dengan baku mutu air limbah pertambangan nikel.
2. Bagaimana pembuangan limbah pertambangan nikel dilakukan secara otomatis berdasarkan data real time tentang kandungan unsur limbah aktual.
3. Bagaimana otomatisasi pembuangan limbah pertambangan nikel dilakukan menggunakan metode Particle Swarm Optimization (PSO) dan Support Vector Machine (SVM).

I.3. Tujuan Penelitian

Dari penelitian yang dilakukan diharapkan dapat dilakukan otomatisasi dalam penentuan kelayakan buang limbah pertambangan. Untuk menemukan metode yang dimaksud maka dirumuskan tujuan penelitian ini sebagai berikut :

1. Merancang simulasi untuk menganalisis kelayakan buang limbah pertambangan nikel secara otomatis.

2. Membuat database untuk menyimpan data pemantauan kandungan unsur-unsur dalam limbah pertambangan nikel.

I.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari hasil penelitian yang dilakukan ini dapat menjadi masukan bagi pihak pertambangan nikel. Masukan tersebut adalah :

1. Pembuangan limbah dapat dilakukan secara otomatis saat kondisi limbah mencapai kelayakan buang.
2. Penentuan kelayakan buang limbah dapat dilakukan secara otomatis melalui analisis kesesuaian kadar kandungan unsur dalam limbah dengan standar baku mutu air limbah pertambangan nikel.
3. Pertambangan nikel dapat memantau kadar/konsentrasi bahan beracun dan berbahaya dalam limbah, sehingga dapat mengambil kebijakan dalam proses pengelolaan limbah.

I.5. Batasan Masalah

Untuk mencapai tujuan yang diharapkan, maka permasalahan pada penelitian ini dibatasi sesuai bidang keilmuan peneliti, yaitu teknik informatika sehingga batas sebagai berikut :

1. Otomatisasi yang dimaksud adalah menentukan kelayakan buang tidak dilakukan melalui uji laboratorim, tetapi melalui aplikasi yang

menggunakan metode PSO dan SVM berdasarkan data kandungan unsur-unsur yang diterima dari peralatan detektor (sensor).

2. Limbah pertambangan nikel yang dimaksud adalah limbah yang sedang dalam proses untuk dibuang.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

II.1. Limbah Pertambangan Nikel

Pertambangan adalah kegiatan mengambil bahan galian potensial dari lapisan bumi untuk dimanfaatkan secara optimal untuk kepentingan dan kemakmuran masyarakat, melalui serangkaian kegiatan eksplorasi, pengusahaan dan pemanfaatan hasil tambang. Kegiatan tersebut bertumpu pada pendayagunaan sumber daya terutama sumber daya alam dan energi, didukung oleh sumber daya manusia yang berkualitas, penguasaan ilmu pengetahuan dan teknologi serta kemampuan manajemen mengakibatkan semakin luas dan dalam lapisan bumi yang harus digali [4].

Proses pertambangan nikel sampai menghasilkan biji nikel melalui beberapa tahapan antara lain, pengupasan, penggalian, pemisahan dan penyimpanan. Salah satu sumber limbah pertambangan nikel berasal dari tahapan pemisahan partikel biji nikel dengan butiran pengotor yang tidak dibutuhkan yang terikut pada saat penggalian. Tahapan pemisahan menggunakan air dan bahan kimia lainnya menghasilkan limbah cair [5].

Kegiatan pertambangan, selain menimbulkan dampak lingkungan, ternyata menimbulkan dampak sosial yang kompleks. Oleh sebab itu, analisis dampak lingkungan (AMDAL) suatu kegiatan pertambangan harus dapat menjawab dua tujuan pokok [6] :

1. Memastikan bahwa biaya lingkungan, sosial dan kesehatan dipertimbangkan dalam menentukan kelayakan ekonomi dan penentuan alternatif kegiatan yang akan dipilih.
2. Memastikan bahwa pengendalian, pengelolaan, pemantauan serta langkah-langkah perlindungan telah terintegrasi di dalam desain dan implementasi proyek serta rencana penutupan tambang.

II.2. Pembuangan Limbah Pertambangan Nikel

Menurut Peraturan Menteri Negara Lingkungan Hidup No. 09 Tahun 2006 baku mutu air limbah usaha dan atau kegiatan pertambangan biji nikel adalah ukuran batas atau kadar maksimum unsur pencemar dan atau jumlah unsur pencemar yang ditenggang keberadaannya dalam air limbah yang akan dibuang atau dilepas ke sumber air dari usaha dan atau kegiatan pertambangan biji nikel ditetapkan dengan metode analisis Standar Nasional Indonesia (SNI), sehingga mutu air limbah yang ke badan air tidak melampaui mutu air limbah yang telah ditetapkan dalam peraturan menteri. Pemantauan terhadap kadar parameter baku mutu air limbah dilakukan setiap hari paling sedikit terhadap *power of hydrogen* (pH) dan *total suspended solid* (TSS) air limbah [7].

Secara keseluruhan terdapat 11 unsur yang menjadi parameter baku mutu air limbah pertambangan nikel yang ditetapkan dalam peraturan menteri sebagai berikut :

Tabel 2-1. Baku Mutu Air Limbah Bagi Usaha dan/Kegiatan Pertambangan Biji Nikel [4]

Parameter	Satuan	Kadar Maksimum
pH	-	6-9
TSS	mg/L	100
Cu	mg/L	2
Cd	mg/L	0,05
Zn	mg/L	5
Pb	mg/L	0,1
Ni	mg/L	0,5
Cr ⁽⁶⁺⁾	mg/L	0,1
Cr total	mg/L	0,5
Fe	mg/L	5
Co	mg/L	0,4

II.3. Particle Swarm Optimization

Algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) pertama kali diperkenalkan oleh oleh Dr. Eberhart dan Dr. Kennedy ditahun 1995 dalam sebuah konferensi jaringan syaraf di Perth, Australia. Algoritma PSO merupakan teknik optimasi berbasis *stochastic* yang diinspirasi oleh tingkah laku sosial sekawanan burung atau sekumpulan ikan [8].

Algoritma PSO menggambarkan tingkah laku sosial sekawanan burung yang sedang menuju ke sumber makan. Untuk memahami algoritma PSO dapat dianalogikan sebagai berikut :

Terdapat sekawanan burung pada suatu kawasan yang terbang secara random mencari makanan. Di kawasan tersebut hanya terdapat sepotong makanan yang akan di cari dan seluruh burung tidak mengetahui letak

makanan yang akan dicari. Tetapi kawanan burung tersebut mengetahui jarak makanan di setiap iterasi. Bagaimana strategi terbaik untuk menemukan makanan tersebut ? salah satu yang efektif adalah mengikuti burung yang lebih dekat dengan makanan.

Algoritma PSO adalah metode pencarian yang didasarkan pada populasi dan merupakan algoritma optimasi global yang dihubungkan dengan masalah yang mana solusi terbaik dapat direpresentasikan sebagai titik atau *surface* diarea *n-dimensional* [9].

Algoritma Particle Swarm Optimization

Algoritma dasar PSO terdiri dari tiga tahap [10], yaitu pembangkitan posisi serta kecepatan partikel, *update velocity* (*update* kecepatan), *update position* (*update* posisi). Partikel berubah posisinya dari suatu perpindahan (*iterasi*) ke posisi lainnya berdasarkan pada *update velocity*. Pertama posisi X_k^i , dan kecepatan V_k^i dari kumpulan partikel dibangkitkan secara random menggunakan batas atas (X_{max}) dan batas bawah (X_{min}) dari *design variable*, seperti yang ditunjukkan pada persamaan berikut :

$$X_0^i = X_{min} + rand(X_{max} - X_{min}) \quad (2.1)$$

$$V_0^i = X_{min} + rand(X_{max} - X_{min}) \quad (2.2)$$

Posisi dan kecepatan direpresentasikan dalam bentuk vektor dimana n dimensi vektor merepresentasikan jumlah dari desain variabel partikel, dengan superscript dan subscript menotasikan partikel ke i pada waktu ke k .

Dengan proses inialisasi ini maka kumpulan partikel dapat terdistribusi secara random pada *design space*. Vektor seperti ditunjukkan di bawah ini :

$$X_k^i = (X_k^{i1}, X_k^{i2}, \dots, X_k^{in})^T \quad (2.3)$$

$$V_k^i = (V_k^{i1}, V_k^{i2}, \dots, V_k^{in})^T \quad (2.4)$$

Langkah kedua adalah *update velocity* (kecepatan) untuk semua partikel pada waktu $k + 1$ menggunakan fungsi objektif atau nilai fitness posisi partikel saat ini pada *design space* saat waktu ke k . Dari nilai fitness dapat ditentukan partikel mana yang memiliki nilai global terbaik (*global best*) pada *swarm* saat ini, P_k^g dan juga dapat ditentukan posisi terbaik dari tiap partikel pada semua waktu yang sekarang dan sebelumnya, P_k^i . Perumusan *update velocity* menggunakan dua informasi tersebut untuk semua partikel pada kumpulan dengan pengaruh perpindahan yang sekarang, V_k^i , untuk memberikan arah pencarian, V_{k+1}^i , untuk generasi selanjutnya. Perumusan *update velocity* mencakup beberapa parameter random (*rnd*), untuk mendapatkan cakupan yang baik pada *design space*, tiga parameter yang mempengaruhi arah pencarian, yaitu *inertia factor* (w), *self confidence* (c_1), *swarm confidence* (c_2) akan digabungkan dalam satu penyajian, seperti yang ditunjukkan persamaan berikut :

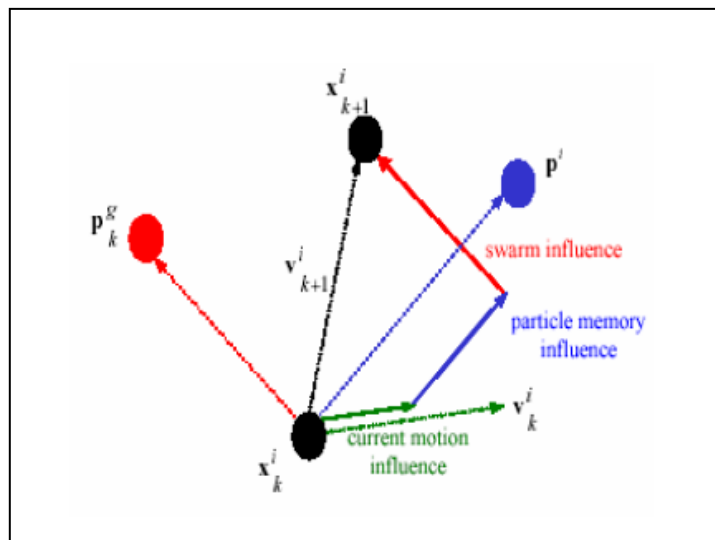
$$V_{k+1}^i = w V_k^i + c_1 \text{rnd} (P_k^i - X_k^i) + c_2 \text{rnd} (P_k^g - X_k^i) \quad (2.5)$$

Dengan range $w = 0.4 - 1.4$, $c_1 = 1.5 - 2.0$, $c_2 = 2.0 - 2.5$

Langkah terakhir dari setiap iterasi adalah *update* posisi tiap partikel dengan vektor *velocity*, seperti yang ditunjukkan pada persamaan berikut ini :

$$X_{k+1}^j = X_k^j + V_{k+1}^j \quad (2.6)$$

Tiga tahapan diatas akan diulang sampai kriteria kekonvergenan terpenuhi, kriteria kekonvergenan sangat penting dalam menghindari penambahan fungsi evaluasi setelah solusi optimum didapatkan, namun kriteria kekonvergenan tidak selalu mutlak diperlukan, penetapan jumlah iterasi maksimal juga dapat digunakan sebagai *stopping condition* dari algoritma.



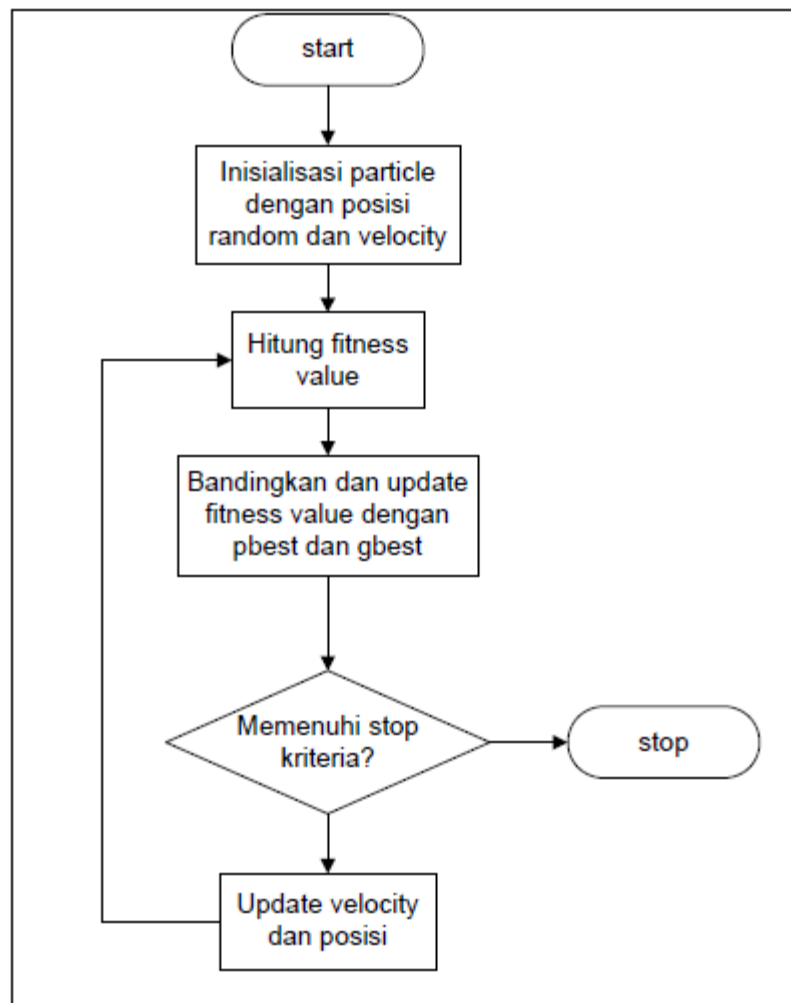
Gambar 2-1. Update Posisi dan Kecepatan PSO [10]

Pseudo-code untuk prosedur optimasi berbasis *particle swarm* adalah sebagai berikut:

1. Bentuk populasi awal dari partikel

2. Hitung nilai kecocokan tiap partikel, jika lebih baik dari nilai kecocokan selama proses berjalan, set nilai tersebut sebagai pbest.
3. Pilih partikel dengan nilai kecocokan terbaik, set nilai partikel ini sebagai gbest.
4. Untuk setiap partikel:
 - a. hitung velocity berdasarkan fungsi update velocity
 - b. perbaharui posisi partikel berdasarkan fungsi update posisi
5. Berhenti jika kondisi yang diharapkan tercapai. Jika belum, kembali ke langkah 2.

Prosedur di atas juga dapat digambarkan dalam bentuk lain, Gambar 2 menggambarkan prosedur optimasi berbasis particle swarm dengan bentuk diagram alir. Aliran diagram dimulai dengan menginisialisasi partikel dengan posisi dan velocity secara acak. Kemudian nilai kecocokan dari populasi tersebut dihitung, lalu nilai kecocokan tersebut dibandingkan dan dibaharui. Jika memenuhi kriteria untuk berhenti, maka prosedur ini akan berhenti. Namun jika tidak, nilai velocity dan posisi akan dibaharui dan kembali pada langkah menghitung nilai kecocokan tiap-tiap partikel pada populasi.



Gambar 2-2. Diagram Alir Optimasi Berbasis Particle Swam [9]

II.4. Support Vector Machine

Support vector machine (SVM) adalah suatu teknik yang relatif baru (1995) untuk melakukan prediksi, baik dalam kasus klasifikasi maupun regresi, yang sangat populer belakangan ini. SVM berada dalam satu kelas dengan ANN dalam hal fungsi dan kondisi permasalahan yang bisa

diselesaikan. Keduanya masuk dalam kelas *supervised learning*. Baik para ilmuwan maupun praktisi telah banyak menerapkan teknik ini dalam menyelesaikan masalah-masalah nyata dalam kehidupan sehari-hari. Baik dalam masalah gene expression analysis, finansial, cuaca hingga di bidang kedokteran. Terbukti dalam banyak implementasi, SVM memberi hasil yang lebih baik dari ANN, terutama dalam hal solusi yang dicapai. ANN menemukan solusi berupa *local optimal* sedangkan SVM menemukan solusi yang *global optimal*. Tidak heran bila kita menjalankan ANN solusi dari setiap training selalu berbeda. Hal ini disebabkan solusi *local optimal* yang dicapai tidak selalu sama [11].

SVM selalu mencari solusi yang sama untuk setiap running. Dalam teknik ini, kita berusaha untuk menemukan *fungsi pemisah*(klasifier) yang optimal yang bisa memisahkan dua set data dari dua kelas yang berbeda. Teknik ini menarik orang dalam bidang data mining maupun machine learning karena performansinya yang meyakinkan dalam memprediksi kelas suatu data baru. Kita akan memulai pembahasan dengan kasus klasifikasi yang secara linier bisa dipisahkan. Dalam hal ini fungsi pemisah yang dicari adalah fungsi linier. Fungsi ini didefinisikan sebagai berikut :

$$g(x) := \text{sgn}(f(x)) \quad (2.7)$$

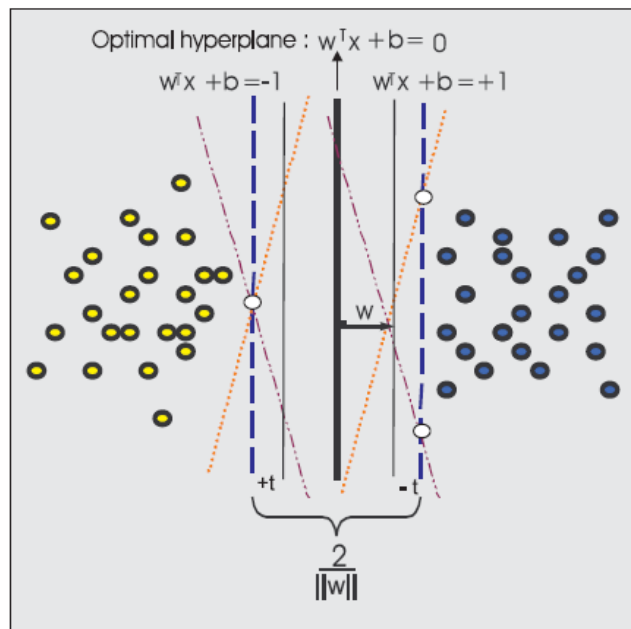
$$\text{dengan } f(x) = w^T x + b$$

dimana $x, w \in R^n$ dan $b \in R$. Masalah klasifikasi ini bisa dirumuskan sebagai berikut:

Kita ingin menemukan set parameter (w, b) sehingga $f(x) = \langle w, x \rangle + b = y_i$ untuk semua i . Dalam teknik ini kita berusaha menemukan fungsi pemisah (klasifier/hyperplane) terbaik diantara fungsi yang tidak terbatas jumlahnya untuk memisahkan dua macam obyek. Hyperplane terbaik adalah hyperplane yang terletak di tengah-tengah antara dua set obyek dari dua kelas. Mencari hyperplane terbaik ekuivalen dengan memaksimalkan margin atau jarak antara dua set obyek dari kelas yang berbeda. Jika $wx_1 + b = +1$ adalah hyperplane-pendukung (supporting hyperplane) dari kelas $+1$ ($wx_1 + b = +1$) dan $wx_2 + b = -1$ hyperplane-pendukung dari kelas -1 ($wx_2 + b = -1$), margin antara dua kelas dapat dihitung dengan mencari jarak antara kedua hyperplane-pendukung dari kedua kelas. Secara spesifik, margin dihitung dengan cara berikut $(wx_1 + b = +1) - (wx_2 + b = -1) \Rightarrow w(x_1 - x_2) = 2 \Rightarrow \left(\frac{w}{\|w\|} (x_1 - x_2) \right) = \frac{2}{\|w\|}$. Gambar 3 memperlihatkan bagaimana SVM bekerja untuk menemukan suatu fungsi pemisah dengan margin yang maksimal. Untuk membuktikan bahwa memaksimalkan margin antara dua set obyek akan meningkatkan probabilitas pengelompokkan secara benar dari data testing. Pada dasarnya jumlah fungsi pemisah ini tidak terbatas banyaknya. Misalkan dari jumlah yang tidak terbatas ini kita ambil dua saja, yaitu $f_1(x)$

and $f_2(x)$ (lihat gambar 2). Fungsi f_1 mempunyai margin yang lebih besar dari pada fungsi f_2 .

Setelah menemukan dua fungsi tersebut, sekarang suatu data baru masuk dengan keluaran -1 . Kita harus mengelompokkan apakah data ini ada dalam kelas -1 atau $+1$ menggunakan fungsi pemisah yang sudah kita temukan. Dengan menggunakan f_1 , kita akan kelompokkan data baru ini di kelas -1 yang berarti kita benar mengelompokkannya.



Gambar 2-3. Mencari Fungsi Pemisah Yang Optimal Untuk Objek Yang Bisa Dipisahkan Secara Linier [11].

Sekarang coba kita gunakan f_2 , kita akan menempatkannya di kelas $+1$ yang berarti salah. Dari contoh sederhana ini kita lihat bahwa

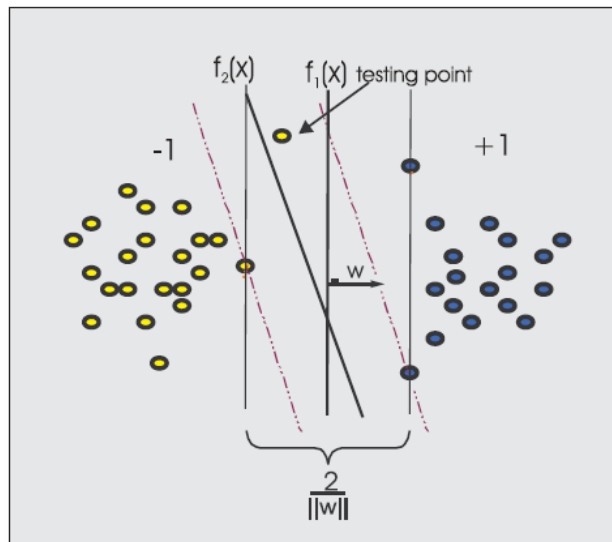
memperbesar margin bisa meningkatkan probabilitas pengelompokkan suatu data secara benar.

Formulasi Matematis SVM

Secara matematika, formulasi problem optimisasi SVM untuk kasus klasifikasi linier di dalam *primal space* adalah :

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (2.8)$$

$$y_i(wx_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, l \quad (2.9)$$



Gambar 2-4 Memperbesar Margin Untuk Meningkatkan Probabilitas Suatu Data Secara Benar [11].

dimana x_i adalah data input, y_i adalah keluaran dari data x_i , w , b adalah parameter-parameter yang kita cari nilainya. Dalam formulasi di atas, kita ingin meminimalkan fungsi tujuan (obyektif function) $\frac{1}{2} \|w\|^2$ atau

memaksimalkan kuantitas $\|w\|^2$ atau $w^T w$ dengan memperhatikan pembatas $y_i(w x_i + b) \geq 1$. Bila output data $y_i = +1$, maka pembatas menjadi $(w x_i + b) \geq 1$. Sebaliknya bila $y_i = -1$, pembatas menjadi $(w x_i + b) \leq -1$. Di dalam kasus yang tidak feasible (infeasible) dimana beberapa data mungkin tidak bisa dikelompokkan secara benar, formulasi matematikanya menjadi berikut :

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l t_i \quad (2.10)$$

$$y_i(w x_i + b) + t_i \geq 1 \quad (2.11)$$

$$t_i \geq 0, i = 1, \dots, l$$

dimana t_i adalah variabel *slack*. Dengan formulasi ini kita ingin memaksimalkan margin antara dua kelas dengan meminimalkan $\|w\|^2$. Dalam formulasi ini kita berusaha meminimalkan kesalahan klasifikasi (misclassification error) yang dinyatakan dengan adanya variabel *slack* t_i , sementara dalam waktu yang sama kita memaksimalkan margin, $\frac{1}{\|w\|}$. Penggunaan variabel *slack* t_i adalah untuk mengatasi kasus ketidaklayakan (infeasibility) dari pembatas (constraints) $y_i(w x_i + b) \geq 1$ dengan cara memberi pinalti untuk data yang tidak memenuhi pembatas tersebut. Untuk meminimalkan nilai t_i ini, kita berikan pinalti dengan menerapkan konstanta ongkos C . Vektor w tegak lurus terhadap fungsi pemisah $w x + b = 0$. Konstanta b menentukan lokasi fungsi pemisah relatif terhadap titik asal (origin).

Persamaan (2.10) adalah masalah nonlinear. Ini bisa dilihat dari fungsi tujuan (objective function) yang berbentuk kuadrat. Untuk menyelesaikannya, secara komputasi agak sulit dan perlu waktu lebih panjang. Untuk membuat masalah ini lebih mudah dan efisien untuk diselesaikan, masalah ini bisa kita transformasikan ke dalam *dual space*. Untuk itu, pertama kita ubah persamaan (2.10) menjadi fungsi Lagrangian :

$$J(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i (w^T x_i + b) - 1] \quad (2.12)$$

dimana variabel *non-negatif* α_i , dinamakan *Lagrange multiplier*. Solusi dari problem optimisasi dengan pembatas seperti di atas ditentukan dengan mencari *saddle point* dari fungsi Lagrangian $J(w, b, \alpha)$. Fungsi ini harus diminimalkan terhadap variabel w dan b dan harus dimaksimalkan terhadap variabel α . Kemudian kita cari turunan pertama dari fungsi $J(w, b, \alpha)$ terhadap variabel w dan b dan kita samakan dengan 0. Dengan melakukan proses ini, kita akan mendapatkan dua kondisi optimalitas berikut:

1. Kondisi 1 : $\frac{\partial J(w, b, \alpha)}{\partial w} = 0$
2. Kondisi 2 : $\frac{\partial J(w, b, \alpha)}{\partial b} = 0$

Penerapan kondisi optimalitas 1 pada fungsi Lagrangian (4) akan menghasilkan :

$$w = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \quad (2.13)$$

Penerapan kondisi optimalitas pada fungsi Lagrangian (2.12) akan menghasilkan :

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (2.14)$$

Menurut duality theorem :

1. Jika problem primal mempunyai solusi optimal, maka problem dual juga akan mempunyai solusi optimal yang nilainya sama.
2. Bila w_0 adalah solusi optimal untuk problem primal dan α_0 untuk problem dual, maka *perlu* dan *cukup* bahwa w_0 solusi layak untuk problem primal dan $\Phi(w_0) = J(w_0, b_0, \alpha_0) = \min_w J(w, b, \alpha)$.

Untuk mendapatkan problem dual dari problem kita, kita jabarkan persamaan (2.11) sebagai berikut :

$$J(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i w^T x_i - b \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i + \sum_{i=1}^l \alpha_i \quad (2.15)$$

Menurut kondisi optimalitas ke dua dalam (2.14), term ketiga sisi sebelah kanan dalam persamaan di atas sama dengan 0. Dengan memakai nilai-nilai w di (2.13), kita dapatkan

$$w^T w = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i w^T x_i = \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \quad (2.16)$$

maka persamaan (2.15) menjadi :

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j x_i^T x_j \quad (2.17)$$

Selanjutnya kita dapatkan formulasi dual dari persamaan (2.10) :

$$\text{Max } \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j x_i^T x_j \quad (2.18)$$

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$$

$$0 \leq \alpha_i, i = 1, \dots, l$$

Dengan dot product $x_i x_j$ sering diganti dengan simbol K . K adalah matrik kernel yang dijelaskan dalam bagian 3. Formulasi (2.18) adalah quadratic programming (QP) dengan pembatas (constraint) linier. Melatih SVM ekuivalen dengan menyelesaikan problem *convex optimization*. Karena itu solusi dari SVM adalah unik (dengan asumsi bahwa k adalah positive definite) dan global optimal. Hal ini berbeda dengan solusi neural networks yang ekuivalen dengan problem *nonconvex optimization* dengan akibat solusi yang ditemukan adalah *local optima*. Ambil $f(x) = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* k(x_i, x) + b^*$.

Fungsi pemisah optimal adalah $g(x) = \text{sign} (\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* k(x_i, x)) + b^*$, dimana $\alpha_i^*, i = 1, \dots, l$ adalah solusi optimal dari persamaan (2.18) dan b^* dipilih sehingga $y_i f(x_i) = 1$ untuk sembarang i dengan $C > \alpha_i^* > 0$. Data x_i dimana $\alpha_i^* > 0$ dinamakan *support vector* dan menyatakan data training yang diperlukan untuk mewakili fungsi keputusan yang optimal. Dalam gambar 3, sebagai contoh, 3 titik berwarna putih menyatakan *support vector*. Untuk mengatasi masalah ketidaklinieran (nonlinearity) yang sering terjadi dalam kasus nyata, kita bisa menerapkan metoda kernel. Metoda kernel memberikan pendekatan alternatif dengan cara melakukan mapping data x

dari input space ke *feature space* F melalui suatu fungsi φ sehingga $\varphi : x \rightarrow \varphi(x)$. Karena itu suatu titik x dalam input space menjadi $\varphi(x)$ dalam feature space.

Metode Kernel SVM

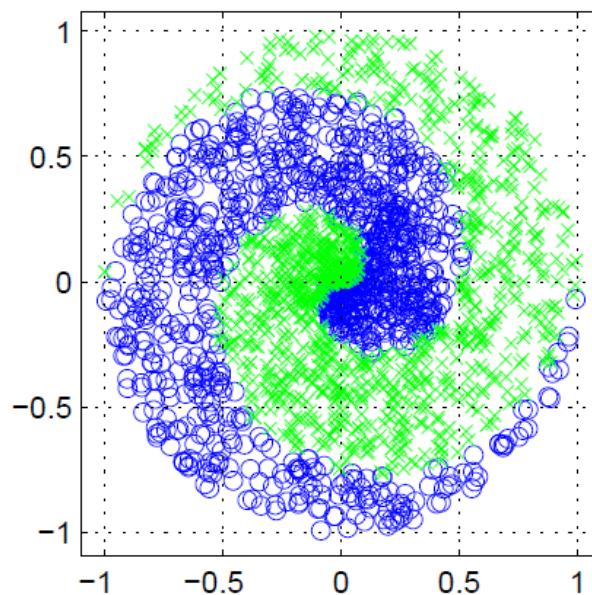
Banyak teknik data mining atau machine learning yang dikembangkan dengan asumsi kelinieran. Sehingga algoritma yang dihasilkan terbatas untuk kasus-kasus yang linier. Karena itu, bila suatu kasus klasifikasi memperlihatkan ketidaklinieran, algoritma seperti perceptron tidak bisa mengatasinya. Secara umum, kasus-kasus di dunia nyata adalah kasus yang tidak linier. Sebagai contoh, perhatikan Gambar 5. Data ini sulit dipisahkan secara linier. Metoda kernel adalah salah satu untuk mengatasinya.

Dengan metoda kernel suatu data x di ruang input petakan ke feature space F dengan dimensi yang lebih tinggi melalui pemetaan φ sebagai berikut $\varphi : x \rightarrow \varphi(x)$. Karena itu data x di input space menjadi $\varphi(x)$ di feature space.

Sering kali fungsi $\varphi(x)$ tidak tersedia atau tidak bisa dihitung. tetapi *dotproduct* dari dua vektor dapat dihitung baik di dalam *input space* maupun di *feature space*. Dengan kata lain, sementara $\varphi(x)$ mungkin tidak diketahui, dot product $\langle \varphi(x_1), \varphi(x_2) \rangle$ masih bisa dihitung di feature space. Untuk bisa memakai metoda kernel, pembatas (constraint) perlu diekspresikan dalam bentuk dot product dari vektor data x_i . Sebagai konsekuensi, pembatas yang menjelaskan permasalahan dalam klasifikasi harus

diformulasikan kembali sehingga menjadi bentuk dot product. Dalam feature space ini dot product $\langle \cdot \rangle$ menjadi $\langle \varphi(x), \varphi(x) \rangle$. Suatu fungsi kernel, $k(x, x')$, bisa untuk menggantikan dot product $\langle \varphi(x), \varphi(x) \rangle$.

Kemudian di feature space, kita bisa membuat suatu fungsi pemisah yang linier yang mewakili fungsi nonlinear di input space. Gambar 4 mendeskripsikan suatu contoh feature mapping dari ruang dua dimensi ke feature space dua dimensi.



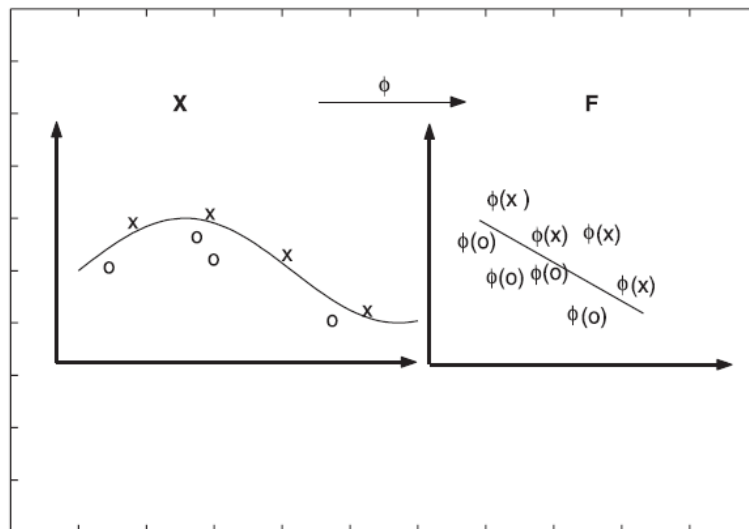
Gambar 2-5. Data Spiral yang Menggambarkan Ketidaklinieran [11].

Dalam input space, data tidak bisa dipisahkan secara linier, tetapi kita bisa memisahkan di feature space. Karena itu dengan memetakan data ke

feature Karena itu dengan memetakan data ke feature space menjadikan tugas klasifikasi menjadi lebih mudah.

Fungsi kernel yang biasanya dipakai dalam literatur SVM [11]:

- linier : $x^T x$,
- Polynomial : $(x^T x_i + 1)^p$,
- Radial basis function (RBF) : $\exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - x_i\|^2\right]$
- Tangent hyperbolic (sigmoid) : $\tanh(\beta x^T x_i + \beta_1)$, dimana $\beta, \beta_1 \in R$



Gambar 2-6. Suatu Kernel Map Mengubah Problem yang Tidak Linier Menjadi Linier dalam Space Baru [11].

Fungsi kernel mana yang harus digunakan untuk substitusi dot product di feature space sangat bergantung pada data. Biasanya metoda cross-validation digunakan untuk pemilihan fungsi kernel ini. Pemilihan fungsi

kernel yang tepat adalah hal yang sangat penting. Karena fungsi kernel ini akan menentukan feature space di mana fungsi klasifier akan dicari. Sepanjang fungsi kernelnya legitimate, SVM akan beroperasi secara benar meskipun kita tidak tahu seperti apa map yang digunakan. Fungsi kernel yang legitimate diberikan oleh Teori Mercer dimana fungsi itu harus memenuhi syarat: kontinu dan positive definite. Lebih mudah menemukan fungsi kernel daripada mencari map φ seperti apa yang tepat untuk melakukan mapping dari *input space* ke *feature space*. Pada penerapan metoda kernel, kita tidak perlu tahu map apa yang digunakan untuk satu per satu data, tetapi lebih penting mengetahui bahwa dot produk dua titik di feaure space bisa digantikan oleh fungsi kernel.

II.5. Road Map Penelitian

Beberapa peneliti terdahulu telah melakukan penelitian sebelumnya tentang metode pembuangan limbah, antara lain :

1. **“Simulation Of Waste Processing, Transportation, And Disposal Operations”**, oleh Janis Trone, Sandia National Laboratory USA, 2000. Penelitian dilakukan dalam rangka pembuatan simulasi pembuangan limbah radio aktif dari 25 tempat di USA selama 35 tahun ke depan yang dilakukan oleh Sandia National Laboratory. Model yang dikembangkan dalam penelitian ini memungkinkan pengguna untuk mengamati proses

pembuangan limbah, mengamati proses pengangkutan jalur transportasi pembuangan limbah dan dapat mengevaluasi proses pembuangan limbah sampai ke penampungan.

Hubungan dengan penelitian yang akan dilakukan adalah adanya data tersimpan tentang konsentrasi unsur dalam limbah dan dapat dievaluasi untuk kepentingan pengelolaan limbah pada pertambangan nikel [15].

2. **“Modeling Instructible Robots For Waste Disposal Applications”**, oleh Lefteri H. Tsoukalas and Dimitrios T. Bargiotas. Purdue University and The University of Tennessee. Penelitian yang dilakukan adalah membuat aplikasi pembuangan limbah radio aktif menggunakan lengan robot dengan pendekatan *neurofuzzy*. Pada penelitian ini lengan robot mendeteksi adanya kebocoran aliran gamma, alpha dll, di *centralized interim storage facilities* (CIS), kemudian dengan hati-hati mengangkat atau membuangnya.

Hubungan dengan penelitian yang akan dilakukan yaitu proses pembelajaran untuk mengetahui kesesuaian data dengan parameter yang ditetapkan menggunakan metode *artificial intelligence* [16].

3. **“A PSO-SVM Lips Recognition Method Based on Active Basis Model”**, oleh Chih-Yu Hsu, Yung-Chih Chen, Min-chian Tsai, Department of Information and Communication Engineering, Chaoyang University of Technology, Department of Radiation Oology, China Medical University Hospital . Penelitian ini mengusulkan sebuah metode

Active Basis Model (ABM) untuk pengenalan bentuk bibir. Dengan menggunakan algoritma PSO dan SVM dapat menggolongkan bentuk-bentuk bibir dengan 4 tahapan, yaitu mengenal bentuk gambar bibir yang terbuka dan tertutup, memperoleh bentuk yang catat dari pengenalan gambar, membedakan bentuk-bentuk bibir dan yang terakhir mengklasifikasikan bentuk bibir.

Hubungan dengan penelitian yang akan dilakukan adalah menggunakan algoritma PSO-SVM untuk melakukan optimasi dan klasifikasi [17].

II.6. Kerangka Pikir

