

Artificial Neural Network Backpropagation Dengan Momentum Untuk Prediksi Surface Roughness Pada CNC Milling

Vivi Tri Widyaningrum

Program Studi Mekatronika, Fakultas Teknik, Universitas Trunojoyo Madura

Bangkalan, Jawa Timur, Indonesia

email: vivie_7812@yahoo.com

Abstrak—Salah satu indikator baik tidaknya suatu produk dari proses pemesinan *milling* adalah *surface roughness* (kekasaran permukaan) dari produk tersebut. Teknik untuk memprediksi *surface roughness* suatu produk seharusnya dikembangkan sebelum *milling* digunakan yaitu untuk mengevaluasi kesesuaian (*fitness*) dari parameter pemotongan untuk mencapai *surface roughness* yang diinginkan. Prediksi *surface roughness* dilakukan dengan menggunakan algoritma *back-propagation neural network* dan dengan proses pembelajaran *gradient descent* yang dimodifikasi yaitu dengan memberikan *momentum*. Tujuan dari proses pemberian *momentum* ini untuk menghindari terjadinya minimum lokal pada algoritma ANN *backpropagation* yang standar sehingga dapat dihasilkan *surface roughness* yang lebih baik dan juga untuk mempercepat proses prediksi. Dari hasil prediksi dengan menggunakan ANN *Backpropagation* yang standar dihasilkan nilai rata-rata persentase *error* sebesar 8.01% dengan jumlah *epoch* 13.906.950 dan untuk proses prediksi *surface roughness* dengan menggunakan ANN *Backpropagation* dengan *momentum* di akhir menghasilkan nilai rata-rata persentase *error* sebesar 7.03% dengan jumlah *epoch* 17.090.049. Sedangkan pada proses prediksi *surface roughness* dengan menggunakan ANN *Backpropagation* dengan *momentum* pada perubahan bobot dihasilkan nilai rata-rata persentase *error* sebesar 7.99% dengan jumlah *epoch* 9.223.441. Hal ini menunjukkan bahwa pada metode ANN *Backpropagation*, *momentum* lebih baik diberikan pada saat nilai rata-rata persentase *error* yang dihasilkan sudah mulai naik, walaupun prosesnya membutuhkan waktu yang cukup lama yaitu dengan jumlah *epoch* paling banyak dibandingkan kedua metode yang lain. Kemudian, untuk mempercepat proses prediksi maka *momentum* dapat diberikan pada perubahan bobot dan hal ini juga dapat menghasilkan nilai prediksi yang lebih baik dibandingkan dengan prediksi *surface roughness* dengan ANN *Backpropagation* yang standar.

Kata kunci—CNC milling; *surface roughness*; artificial neural network; *momentum*; minimum lokal

I. Pendahuluan

Proses pemesinan *milling* merupakan salah satu proses pemotongan/pembuangan logam yang sangat mendasar dan banyak digunakan pada industri manufaktur. Dengan proses *milling* maka memungkinkan untuk membuat berbagai macam bentuk produk yang beragam. Perkembangan dalam teknologi

milling sekarang ini juga mampu meningkatkan kualitas produk menjadi lebih baik. Salah satu indikator baik tidaknya suatu produk adalah *surface roughness* (kekasaran permukaan) dari produk tersebut.

Teknik untuk memprediksi *surface roughness* suatu produk seharusnya dikembangkan sebelum *milling* digunakan yaitu untuk mengevaluasi kesesuaian (*fitness*) dari parameter pemotongan seperti *feed rate* atau *spindle speed* untuk mencapai *surface roughness* yang diinginkan. Teknik prediksi ini juga diharapkan menjadi akurat, *reliable*, rendah biaya dan tidak merugikan.

Penelitian [1] menggunakan metode *Artificial Neural Network* (ANN) untuk memprediksi *surface roughness* dalam mesin CNC *lathe*. Dengan metode ini ditemukan menjadi cukup efisien dan cukup menggunakan percobaan dan data yang sedikit. Kemudian penelitian [2] juga menggunakan ANN untuk memprediksi *surface roughness* dalam proses CNC *milling*. Dengan metode ini ditemukan hasil nilai *surface roughness* yang lebih mendekati target (*surface roughness* yang diinginkan). Dalam penelitian ini juga dilakukan perbandingan dengan metode *multiple regression* dan hasilnya menunjukkan bahwa dengan ANN *error*-nya lebih kecil. Berikutnya penelitian [3] juga menggunakan metode ANN untuk memprediksi *surface roughness* pada bahan *castamide* dan hasilnya juga menunjukkan bahwa dengan metode ini hasilnya cukup baik.

Dalam penelitian [4] juga pernah dibuktikan bahwa dengan metode ANN dapat ditemukan hasil nilai *surface roughness* yang lebih mendekati target (*surface roughness* yang diinginkan pada CNC *milling*). Akan tetapi, dengan metode ANN ini ternyata masih ditemukan kekurangan yaitu terjebak dalam minimum lokal. Kemudian dalam penelitian [5] dilakukan prediksi *surface roughness* dalam proses CNC *milling* dengan menggunakan metode ANN yang diberikan *momentum* dan hasilnya menunjukkan bahwa terhindar dari minimum lokal dan didapatkan *surface roughness* yang lebih baik. Akan tetapi, dalam penelitian tersebut ditemukan kekurangan yaitu *epoch* yang dibutuhkan menjadi cukup banyak. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini dalam memprediksi *surface roughness* menggunakan metode ANN *Backpropagation* dengan *Momentum* sehingga dalam prediksi *surface roughness* terhindar dari minimum lokal dan dapat

dilakukan dengan lebih cepat (*epoch* yang dibutuhkan lebih sedikit).

II. Identifikasi Sistem Prediksi *Surface Roughness*

Parameter pemotongan yang digunakan adalah *spindle speed*, *feed rate*, dan *depth of cut*. Karena ketiga parameter ini adalah parameter yang dapat dikontrol mesin dan dapat digunakan untuk memprediksi *surface roughness* pada *milling* sehingga kemudian dapat tercapai *surface roughness* yang diinginkan.

Parameter yang telah dipilih (*spindle speed*, *feed rate*, dan *depth of cut*) untuk selanjutnya digunakan sebagai masukan pada proses *machining* dan juga pada proses prediksi *surface roughness*. Untuk masing-masing parameter dalam penelitian ini ditentukan ada tiga level seperti yang terlihat pada Tabel I. Sedangkan untuk proses percobaannya *Full Factorial Experiment* (FUFEE) diterapkan, dimana semua level kombinasi yang mungkin dari faktor-faktornya direalisasikan. Karena ada tiga parameter yang digunakan maka jumlah percobaan yang perlu dilakukan adalah $N = 3^k = 3^3 = 27$ percobaan.

Pada proses *machining* dengan mesin CNC *milling machining center* akan menghasilkan benda kerja yang berdasarkan parameter masukan. Dalam penelitian ini benda kerja yang digunakan berupa aluminium A2021. Sedangkan untuk jenis *cutting tool*-nya dipilih *end mill* HSS yang mempunyai 4 gigi dan berdiameter 8 mm.

TABEL I. LEVEL MASING-MASING PARAMETER

Kondisi	Level 1	Level 2	Level 3
<i>Spindle speed</i> (rpm)	1000	3500	6000
<i>Feed rate</i> (mm/min)	100	250	400
<i>Depth of cut</i> (mm)	0.25	0.75	1.25

Selanjutnya benda kerja yang dihasilkan dari proses *machining* itu diukur nilai *surface roughness*-nya (Ra hasil pengukuran) dengan menggunakan *portable surface roughness tester*, SJ-301. Untuk masing-masing percobaan dilakukan tiga kali proses *machining* yang kemudian dari ketiga hasil pengukurannya dipilih salah satu untuk proses prediksi *surface roughness*. Semua data hasil percobaan ditunjukkan dalam Tabel II.

Pada penelitian ini, proses prediksi *surface roughness* dilakukan dengan tetap menggunakan ketiga parameter masukan yaitu *spindle speed*, *feed rate*, dan *depth of cut* yang selanjutnya dikembangkan dalam model komputasional *neural network* seperti yang terlihat pada Gambar 1. Sedangkan untuk fungsi aktivasi $f(x)$ digunakan fungsi sigmoid biner seperti dalam persamaan 1.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

III. Prediksi *Surface Roughness* dengan ANN Backpropagation

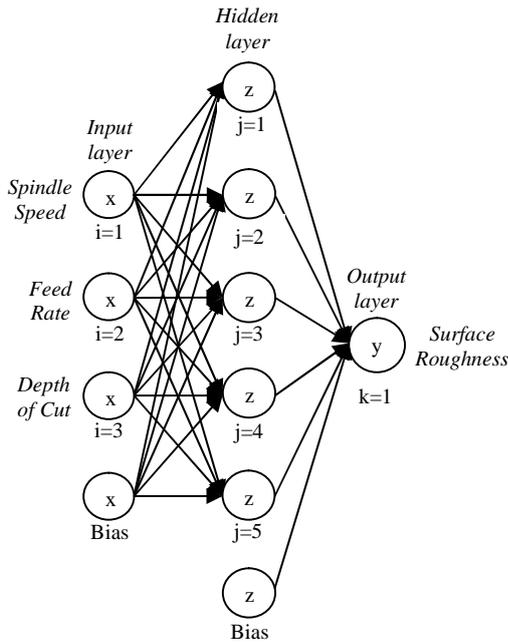
Pada proses prediksi yang telah dilakukan dalam penelitian sebelumnya [4] dan [5] menggunakan ANN dengan algoritma *back-propagation neural network*. Dalam algoritma tersebut pola model yang digunakan pada proses pembelajaran adalah *gradient descent*. *Gradient descent* merupakan suatu strategi untuk mencari ruang model yang tak terbatas atau besar yang dapat digunakan ketika ruang model memuat parameter model yang kontinu dan *error* dapat diturunkan dengan parameter modelnya tersebut. Namun, *gradient descent* ini juga memiliki kelemahan yaitu tidak mudah digunakan dan terkadang lambat dalam pengkonvergenan solusinya. Jika ada beberapa minimum lokal pada permukaan *error*, maka tidak ada jaminan bahwa akan didapatkan minimum global, tetapi algoritma *backpropagation* merupakan fungsi yang efektif dalam metode pembelajaran [6].

TABEL II. SURFACE ROUGHNESS YANG DIPEROLEH DARI PERCOBAAN

Percobaan	<i>Spindle Speed</i> (rpm)	<i>Feed Rate</i> (mm/min)	<i>Depth of Cut</i> (mm)	Ra Hasil Pengukuran (μm)
1	1000	100	0.25	0.42
2	1000	100	0.75	0.44
3	1000	100	1.25	0.49
4	1000	250	0.25	1.58
5	1000	250	0.75	1.85
6	1000	250	1.25	1.93
7	1000	400	0.25	3.26
8	1000	400	0.75	2.96
9	1000	400	1.25	2.96
10	3500	100	0.25	0.17
11	3500	100	0.75	0.39
12	3500	100	1.25	0.53
13	3500	250	0.25	0.23
14	3500	250	0.75	0.24
15	3500	250	1.25	0.31
16	3500	400	0.25	0.45
17	3500	400	0.75	0.43
18	3500	400	1.25	0.45
19	6000	100	0.25	0.27
20	6000	100	0.75	0.51
21	6000	100	1.25	0.45
22	6000	250	0.25	0.18
23	6000	250	0.75	0.68
24	6000	250	1.25	0.57
25	6000	400	0.25	0.62
26	6000	400	0.75	0.79
27	6000	400	1.25	0.53

Dalam penelitian [5] prediksi *surface roughness* dengan algoritma *back-propagation neural network* dan dengan proses pembelajaran *gradient descent* dilakukan modifikasi yaitu dengan memberikan momentum. Hal ini dilakukan dengan tujuan untuk mengatasi masalah minimum lokal yang terjadi pada *gradient descent*. Proses pemberian momentum dilakukan pada saat nilai rata-rata persentase *error* yang dihasilkan sudah sulit untuk mencapai nilai yang lebih minimum lagi atau cenderung naik yang dengan kata lain

dikatakan mengalami minimum lokal. Pemberian momentum yang dilakukan adalah dengan cara memperbesar kembali (mengalikan) nilai bobot yang terakhir yaitu pada saat nilai rata-rata persentase *error* yang dihasilkan sudah mulai naik. Besarnya momentum yang diberikan adalah dua. Pada metode prediksi *surface roughness* dengan menggunakan ANN yang diberikan momentum tersebut, syarat berhenti yang diberikan bukan dengan memberikan batas iterasi (*epoch*) tetapi akan berhenti ketika rata-rata persentase *error* yang dihasilkan setelah diberikan momentum satu kali sudah mulai naik lagi.



Gambar 1. Model Komputasional Neural Network

IV. Prediksi *Surface Roughness* dengan ANN

Backpropagation dengan *Momentum* Pada Perubahan Bobot

Gradient descent biasanya menggunakan nilai *learning rate* () yang cukup kecil agar langkah pengulangan yang dilakukan tidak terlalu besar sehingga didapatkan perkiraan *gradient descent* yang mendekati nilai sebenarnya. *Learning rate* mempengaruhi ketelitian jaringan suatu sistem. Semakin besar *learning rate*, maka ketelitian jaringan akan semakin berkurang, tetapi berlaku sebaliknya, apabila *learning rate*-nya semakin kecil, maka ketelitian jaringan akan semakin besar atau bertambah dengan konsekuensi prosesnya akan memakan waktu yang semakin lama.

Banyak variasi yang dapat dikembangkan dari penggunaan algoritma *backpropagation*, salah satunya adalah mengubah aturan perubahan bobot pada algoritma *backpropagation*. Pada penelitian [4] dan [5] perubahan bobot dilakukan dengan menggunakan persamaan 2.

$$\Delta w_{ji} = \tau u_j x_{ji} \tag{2}$$

Sedangkan dalam penelitian ini dilakukan perubahan pada aturan perubahan bobot yaitu membuat perubahan bobot pada

n iterasi yang secara parsial bergantung pada *update* yang terjadi selama (*n* - 1) iterasi, dengan persamaan 3.

$$\Delta w_{ji}(n) = \tau u_j x_{ji} + \mu \Delta w_{ji}(n-1) \tag{3}$$

$\Delta w_{ji}(n)$ adalah *weight-update* yang dilakukan selama *n* iterasi dan $0 < \mu < 1$ merupakan konstanta yang disebut momentum. Dengan menambah variabel μ ke dalam rumus perubahan bobot mengakibatkan konvergensi akan lebih cepat untuk mendekati iterasi yang dilakukan sesuai tahapan sampai bobot mencapai solusinya. *Learning rate* () yang digunakan dalam penelitian ini adalah tetap seperti *learning rate* () yang digunakan dalam penelitian [4] dan [5] yaitu 0.1 karena agar bisa diidentifikasi perbedaan hasil dari beberapa metode yang digunakan. Sedangkan momentum (μ) yang digunakan adalah 0.25.

Tabel III menunjukkan perbandingan antara *surface roughness* hasil pengukuran (*Ra* hasil pengukuran), *surface roughness* hasil prediksi menggunakan ANN *Backpropagation* yang standar, *surface roughness* hasil prediksi menggunakan ANN *Backpropagation* dengan momentum di akhir, dan *surface roughness* hasil prediksi menggunakan ANN *Backpropagation* dengan *Momentum* pada perubahan bobot. Untuk mengukur keakurasian ketiga model prediksi maka dihitung persentase *error* untuk masing-masing percobaan yaitu dengan menggunakan persamaan 4.

$$w_i = \left| \frac{Ra_i - \hat{Ra}_i}{Ra_i} \right| \times 100\% \tag{4}$$

dengan : w_i = persentase *error* untuk masing-masing percobaan

Ra_i = *surface roughness* hasil percobaan

\hat{Ra}_i = *surface roughness* hasil prediksi

Kemudian hasil perhitungan persentase *error* untuk masing-masing percobaan tersebut dapat dilihat pada Tabel IV. Dari semua nilai persentase *error* yang telah didapat selanjutnya dihitung nilai rata-rata persentase *error*-nya yaitu menggunakan persamaan 5.

$$\bar{w} = \frac{\sum_{i=1}^m w_i}{m} \tag{5}$$

dengan : \bar{w} = rata-rata persentase *error*

m = jumlah percobaan

V. Hasil Pengujian

Pada proses prediksi *surface roughness* dengan menggunakan ANN *Backpropagation* yang standar dihasilkan nilai rata-rata persentase *error* sebesar 8.01% dengan jumlah *epoch* 13.906.950 dan untuk proses prediksi *surface roughness* dengan menggunakan ANN *Backpropagation* dengan momentum di akhir menghasilkan nilai rata-rata persentase *error* sebesar 7.03% dengan jumlah *epoch* 17.090.049. Sedangkan pada proses prediksi *surface roughness* dengan

menggunakan ANN *Backpropagation* dengan *Momentum* pada perubahan bobot dihasilkan nilai rata-rata persentase *error* sebesar 7.99% dengan jumlah *epoch* 9.223.441. Plot nilai *surface roughness* yang dihasilkan dari percobaan dan juga dari ketiga metode prediksi ditunjukkan pada Gambar 2.

TABEL III. PERBANDINGAN ANTARA SURFACE ROUGHNESS HASIL PENGUKURAN DENGAN HASIL PREDIKSI

Percobaan	Ra Hasil Pengukuran (µm)	Ra Hasil Prediksi dengan ANN Backpropagation yang standar (µm)	Ra Hasil Prediksi dengan ANN Backpropagation dengan momentum di akhir (µm)	Ra Hasil Prediksi dengan ANN Backpropagation pada perubahan bobot (µm)
1	0.42	0.41752	0.40767	0.41758
2	0.44	0.44	0.45721	0.43999
3	0.49	0.48625	0.45949	0.48776
4	1.58	1.59072	1.57838	1.59033
5	1.85	1.82593	1.8508	1.82701
6	1.93	1.94349	1.93062	1.94279
7	3.26	3.18906	3.18791	3.19131
8	2.96	3.00333	2.99222	3.00177
9	2.96	2.94131	2.95085	2.94134
10	0.17	0.1915	0.18456	0.19221
11	0.39	0.40444	0.48798	0.40472
12	0.53	0.46501	0.47992	0.46463
13	0.23	0.1034	0.20108	0.10401
14	0.24	0.2896	0.27016	0.28994
15	0.31	0.33144	0.31855	0.33011
16	0.45	0.45702	0.45	0.45704
17	0.43	0.42588	0.43109	0.42505
18	0.45	0.44754	0.4452	0.44825
19	0.27	0.20032	0.17871	0.19912
20	0.51	0.49631	0.48854	0.49638
21	0.45	0.51812	0.47961	0.51736
22	0.18	0.24686	0.24516	0.24662
23	0.68	0.63314	0.61386	0.63362
24	0.57	0.59478	0.59731	0.59463
25	0.62	0.62235	0.61394	0.62252
26	0.79	0.78311	0.80517	0.7829
27	0.53	0.53228	0.51768	0.53242

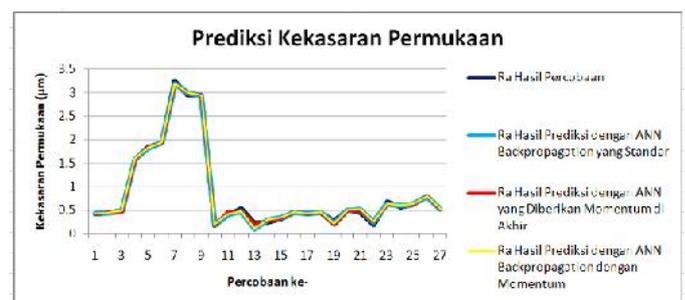
VI. Kesimpulan

Dari hasil pengujian menunjukkan bahwa pada ANN *Backpropagation*, proses pemberian momentum dengan cara memperbesar kembali (mengalikan) nilai bobot yang terakhir, yaitu pada saat nilai rata-rata persentase *error* yang dihasilkan sudah mulai naik, menghasilkan prediksi *surface roughness* dengan nilai rata-rata persentase *error* sebesar 7,03% yang berarti lebih kecil dibandingkan prediksi *surface roughness* dengan metode ANN *Backpropagation* standar yang menghasilkan nilai rata-rata persentase *error* sebesar 8.01% dan juga dengan metode ANN *Backpropagation* dengan *Momentum* pada perubahan bobot yang menghasilkan nilai rata-rata persentase *error* sebesar 7.99%. Hal ini berarti pada metode ANN *Backpropagation*, momentum lebih baik diberikan pada saat nilai rata-rata persentase *error* yang dihasilkan sudah mulai naik, walaupun prosesnya membutuhkan waktu yang cukup lama yaitu dengan jumlah

epoch paling banyak dibandingkan kedua metode yang lain. Selain itu, dari hasil pengujian juga dapat dilihat bahwa penggunaan momentum pada perubahan bobot di ANN *Backpropagation* yang menghasilkan nilai rata-rata persentase *error* sebesar 7.99% berarti lebih baik dibandingkan dengan prediksi *surface roughness* dengan ANN *Backpropagation* standar yang menghasilkan nilai rata-rata persentase *error* sebesar 8.01% dan *epoch* yang dibutuhkan yaitu 9.223.441 berarti juga lebih cepat dibandingkan dengan ANN *Backpropagation* standar yang membutuhkan *epoch* 13.906.950.

TABEL IV. HASIL PERHITUNGAN PERSENTASE ERROR UNTUK MASING-MASING PERCOBAAN

Percobaan	Persentase Error untuk Prediksi dengan ANN Backpropagation yang standar (%)	Persentase Error untuk Prediksi dengan ANN Backpropagation dg momentum di akhir (%)	Persentase Error untuk Prediksi dengan ANN Backpropagation dg Momentum pada perubahan bobot (%)
1	0.59047619	2.935714286	0.576190476
2	0	3.911363636	0.002272727
3	0.765306122	6.226530612	0.457142857
4	0.678481013	0.102531646	0.653797468
5	1.301081081	0.043243243	1.242702703
6	0.698963731	0.032124352	0.662694301
7	2.17607362	2.211349693	2.107055215
8	1.463851351	1.088513514	1.411148649
9	0.631418919	0.309121622	0.630405405
10	12.64705882	8.564705882	13.06470588
11	3.702564103	25.12307692	3.774358974
12	12.26226415	9.449056604	12.33396226
13	55.04347826	12.57391304	54.77826087
14	20.66666667	12.56666667	20.80833333
15	6.916129032	2.758064516	6.487096774
16	1.56	0	1.564444444
17	0.958139535	0.253488372	1.151162791
18	0.546666667	1.066666667	0.388888889
19	25.80740741	33.81111111	26.25185185
20	2.684313725	4.207843137	2.670588235
21	15.13777778	6.58	14.96888889
22	37.14444444	36.2	37.01111111
23	6.891176471	9.726470588	6.820588235
24	4.347368421	4.79122807	4.321052632
25	0.379032258	0.977419355	0.406451613
26	0.872151899	1.920253165	0.898734177
27	0.430188679	2.324528302	0.456603774



Gambar 2. Plot dari Surface Roughness Hasil Pengukuran dan Surface Roughness Hasil Prediksi Menggunakan Ketiga Metode Prediksi

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Aykut, "Surface Roughness Prediction In Machining Castamide Material Using ANN", *Acta Polytechnica Hungarica*, Vol. 8, No. 2, Turkey, 2011.
- [2] M. F. F. Ab. Rashid dan M. R. Abdul Lani, "Surface Roughness Prediction For CNC Milling Process Using Artificial Neural Network", *Proceedings of the World Congress on Engineering (WCE 2010)*, Vol III, June 30 – July 2, 2010, London, U. K.
- [3] S. Tasdemir, S. Neseli, S. Saritas, dan S. Yaldiz, "Prediction Of Surface Roughness Using Artificial Neural Network In Lathe", *ACM International Conference Proceeding Series*, Vol. 374, Proceedings of the 9th International Conference on Computer Systems and Technologies and Workshop for PhD Students in Computing, 2008.
- [4] V. T. Widyaningrum, R. Effendi AK, dan Winarto, "Prediksi Surface Roughness Pada CNC Milling Menggunakan Analisa Regresi Kuadratik Berganda dan Artificial Neural Network", Prosiding EECCIS, ISBN : 978-602-8692-27-4, 30-31 Mei 2012, D21, Universitas Brawijaya Malang.
- [5] V. T. Widyaningrum, "Prediksi Kekasaran Permukaan Pada CNC Milling Menggunakan Artificial Neural Network", Prosiding SNASTI, ISBN : 978-979-8968-53-8, 4 Oktober 2012, ICCS 13-17, STIKOM Surabaya.
- [6] C. Nisa, "Kajian Teroritis Algoritma Backpropagation pada Jaringan Saraf Buatan Lapisan Banyak", UIN Syarif Hidayatullah Jakarta : Fakultas Sains dan Teknologi, 2008.

Halaman Ini Sengaja Dikosongkan