

Application of the K-Nearest Neighbor Method (K-NN) for Wood Quality Selection as Raw Material for the Furniture Industry

Dian Eko Hari Purnomo*, Yogi Akbar Sunardiansyah, Yessi Nasia Ulfia

Manajemen Bisnis Industri Furnitur, Politeknik Industri Furnitur dan Pengolahan Kayu, Indonesia

*dian.eko.hari.p@gmail.com

ABSTRACT

Wood quality selection is an important stage in furniture manufacturing because raw material characteristics affect production efficiency and the quality of the final product. However, wood quality assessment is often conducted manually and may be influenced by differences in inspectors' experience and judgment. This study applies the K-Nearest Neighbor (K-NN) method to support the classification of wood quality as raw material for the furniture industry. The dataset consisted of 15 wood samples classified into grades A, B, and C based on five attributes: moisture content, knot width, sapwood value, tangential grain direction, and radial crack direction. The similarity between samples was calculated using Euclidean distance, and the resulting distances were ranked from the smallest to the largest to identify the nearest samples. The results show that numerical wood characteristics can be used to measure the level of similarity among samples and provide an initial basis for grouping wood into grades A, B, and C. The use of K-NN also enables the comparison process to be conducted using the same mathematical procedure for each sample. However, the study has not presented a complete evaluation of classification performance, including accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix. Therefore, the findings should be regarded as an initial illustration of K-NN application rather than conclusive evidence of the model's classification performance. Further research should use a larger and more diverse dataset, examine several values of (k), and report comprehensive performance measures before the method is implemented in industrial wood inspection.

Keywords: K-Nearest Neighbor (K-NN); classification; wood quality.

Penerapan Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk Seleksi Kualitas Kayu sebagai Bahan Baku Industri Furnitur

ABSTRAK

Seleksi kualitas kayu merupakan tahapan penting dalam industri furnitur karena karakteristik bahan baku memengaruhi efisiensi proses produksi dan kualitas produk akhir. Namun, penilaian kualitas kayu masih sering dilakukan secara manual sehingga dapat dipengaruhi oleh perbedaan pengalaman dan pertimbangan tenaga pemeriksa. Penelitian ini menerapkan metode K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk mendukung klasifikasi kualitas kayu sebagai bahan baku industri furnitur. Dataset penelitian terdiri atas 15 sampel kayu yang dikelompokkan ke dalam mutu A, B, dan C berdasarkan lima atribut, yaitu kadar air, lebar mata kayu, nilai kayu gubal, arah serat tangensial, dan arah retak radial. Tingkat kemiripan antarsampel dihitung menggunakan jarak Euclidean, kemudian nilai jarak diurutkan dari yang terkecil hingga terbesar untuk mengidentifikasi sampel terdekat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa

karakteristik numerik kayu dapat digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan antarsampel dan menjadi dasar awal dalam mengelompokkan kayu ke dalam mutu A, B, dan C. Penggunaan K-NN juga memungkinkan proses perbandingan dilakukan menggunakan prosedur matematis yang sama pada setiap sampel. Namun, penelitian ini belum menyajikan evaluasi performa klasifikasi secara lengkap, seperti akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Oleh karena itu, hasil penelitian lebih tepat diposisikan sebagai ilustrasi awal penerapan K-NN, bukan sebagai bukti konklusif mengenai performa klasifikasi model. Penelitian selanjutnya perlu menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, menguji beberapa nilai (k), serta melaporkan ukuran performa secara komprehensif sebelum metode diterapkan dalam proses inspeksi kayu di industri.

Kata Kunci: K-Nearest Neighbor (K-NN); klasifikasi; kualitas kayu.

PENDAHULUAN

Kualitas bahan baku kayu merupakan salah satu faktor penting dalam menentukan kekuatan, ketahanan, stabilitas, nilai estetika, dan kualitas produk furnitur. Kayu yang tidak memenuhi persyaratan mutu dapat meningkatkan risiko keretakan, perubahan bentuk, penurunan kekuatan struktur, produk cacat, dan pemborosan bahan baku selama proses produksi. Penentuan kualitas kayu juga diperlukan untuk memastikan kesesuaian antara karakteristik bahan dan tujuan penggunaannya. Namun, proses pemeriksaan kayu masih sering dilakukan secara konvensional melalui pengamatan visual dan pengalaman tenaga pemeriksa. Pendekatan tersebut dapat dipengaruhi oleh perbedaan pengalaman, ketelitian, dan pertimbangan antarpemilai sehingga berpotensi menghasilkan klasifikasi yang kurang konsisten (Putra & Fachrie, 2025; Quinteros-Navarro, Quinteros, Muñoz, Ramirez, & Ramirez, 2025; Ridho, Setiawan, & Vendyansyah, 2024).

Perkembangan *machine learning* memberikan peluang untuk mengolah karakteristik kayu sebagai data numerik yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi. Salah satu metode yang dapat diterapkan adalah K-Nearest Neighbor (K-NN). Metode ini menentukan kelas suatu data berdasarkan kelas yang paling banyak ditemukan pada sejumlah tetangga terdekat. Kedekatan antardata umumnya dihitung menggunakan ukuran jarak, seperti *Euclidean distance*. K-NN memiliki prosedur yang relatif sederhana karena tidak memerlukan pembentukan model parametrik yang kompleks. Namun, hasil klasifikasinya dipengaruhi oleh karakteristik data latih, skala atribut, ukuran jarak, dan nilai (k) yang digunakan (Cunningham & Delany, 2020).

Penerapan K-NN dalam pengolahan data kayu telah dilakukan untuk berbagai tujuan. Yudhana, Sunardi, dan Hartanta (2020) menggunakan K-NN dan *Euclidean distance* untuk memprediksi hasil penggergajian kayu sengon berdasarkan karakteristik

bahan. [Aszahrach, Anraeni, dan Darwis \(2022\)](#) menerapkan K-NN untuk mengidentifikasi jenis kayu sebagai bahan furnitur berdasarkan fitur tekstur citra dan memperoleh akurasi sebesar 91% pada nilai ($k=1$). [Santi dan Audytra \(2022\)](#) mengombinasikan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), K-NN, dan AdaBoost untuk mengidentifikasi mutu kayu jati berdasarkan citra digital.

Penelitian lainnya menunjukkan bahwa K-NN juga dapat digunakan untuk mengelompokkan kualitas kayu ke dalam beberapa kelas mutu. [Kamaruddin, Umar, Wahyuningsih, dan Sudarsono \(2024\)](#) menggunakan segmentasi warna dan K-NN untuk mengklasifikasikan kualitas kayu jati berdasarkan citra digital. [Ridho et al. \(2024\)](#) menerapkan K-NN pada sistem berbasis web untuk mengelompokkan kualitas kayu ke dalam mutu A, B, dan C berdasarkan karakteristik seperti kelembapan, kepadatan, dan kekuatan. Temuan tersebut menunjukkan bahwa K-NN dapat digunakan untuk mengolah berbagai karakteristik kayu sebagai dasar pengelompokan atau klasifikasi.

Selain K-NN, pengembangan sistem klasifikasi kayu juga dilakukan menggunakan pendekatan berbasis citra dan spektrum. [Sipayung dan Christopher \(2023\)](#) menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan beberapa jenis kayu furnitur berdasarkan citra. [Putra dan Fachrie \(2025\)](#) menggunakan arsitektur ResNet50V2 dan MobileNetV2 untuk menentukan kelayakan kayu berdasarkan citra digital. Sementara itu, [Mancini, Taavitsainen, dan Rinnan \(2024\)](#) membandingkan K-NN, PCA-KNN, dan PCA-LDA dalam mengklasifikasikan limbah kayu berdasarkan data *near-infrared spectroscopy*. Beragamnya metode tersebut menunjukkan bahwa sistem klasifikasi kayu dapat dikembangkan dengan menggunakan jenis data dan algoritma yang berbeda. Kajian [Quinteros-Navarro et al. \(2025\)](#) juga menunjukkan bahwa penelitian penilaian kualitas kayu telah menggunakan berbagai pendekatan, seperti *machine learning*, jaringan saraf, *deep learning*, *decision tree*, *random forest*, dan *support vector machine*.

Meskipun demikian, sebagian besar penelitian terdahulu menggunakan citra digital, fitur tekstur, atau data spektrum sebagai masukan dalam proses klasifikasi. Pendekatan tersebut memerlukan tahapan tambahan, seperti pengambilan citra, segmentasi, ekstraksi fitur, atau pengukuran spektrum sebelum klasifikasi dilakukan ([Aszahrach et al., 2022](#); [Kamaruddin et al., 2024](#); [Mancini et al., 2024](#); [Putra & Fachrie, 2025](#); [Santi & Audytra, 2022](#); [Sipayung & Christopher, 2023](#)). Penelitian ini menggunakan pendekatan yang

berbeda dengan memanfaatkan data numerik hasil pengamatan dan pengukuran langsung terhadap karakteristik fisik kayu, yaitu kadar air, lebar mata kayu, nilai kayu gubal, arah serat tangensial, dan arah retak radial. Kelima atribut tersebut digunakan untuk membandingkan tingkat kemiripan antarsampel tanpa melalui proses ekstraksi fitur citra.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini menerapkan metode K-Nearest Neighbor untuk membandingkan tingkat kemiripan karakteristik sampel kayu dan mendukung pengelompokan kayu ke dalam mutu A, B, dan C. Tingkat kedekatan antarsampel dihitung menggunakan *Euclidean distance*, kemudian hasil perhitungan diurutkan untuk mengidentifikasi sampel dengan karakteristik terdekat. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan ilustrasi awal mengenai penerapan K-NN dalam proses klasifikasi kualitas kayu berdasarkan data karakteristik fisik yang tersedia. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi dasar bagi pengembangan sistem pendukung seleksi bahan baku kayu yang lebih terstruktur pada industri furnitur.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode klasifikasi data mining melalui penerapan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN). Pendekatan kuantitatif digunakan karena proses klasifikasi dilakukan berdasarkan data numerik yang menggambarkan karakteristik fisik sampel kayu. Metode K-NN digunakan untuk membandingkan tingkat kemiripan antara data yang diuji dan data kayu yang kelas mutunya telah diketahui.

Data penelitian diperoleh melalui observasi dan pengukuran langsung terhadap kayu yang digunakan sebagai bahan baku industri furnitur. Dataset terdiri atas 15 sampel kayu yang telah dikelompokkan ke dalam tiga kelas mutu, yaitu mutu A, mutu B, dan mutu C. Masing-masing kelas terdiri atas lima sampel. Kelas mutu yang tercantum dalam dataset digunakan sebagai label atau variabel target dalam proses klasifikasi.

Proses klasifikasi menggunakan lima atribut, yaitu kadar air, lebar mata kayu, nilai kayu gubal, arah serat tangensial, dan arah retak radial. Kadar air menunjukkan persentase kandungan air yang terdapat dalam kayu, sedangkan lebar mata kayu menunjukkan ukuran cacat alami berupa mata kayu. Nilai kayu gubal, arah serat tangensial, dan arah retak radial digunakan untuk menggambarkan kondisi fisik lain yang menjadi pertimbangan dalam penentuan mutu kayu. Kelima atribut tersebut digunakan sebagai variabel masukan dalam proses perhitungan tingkat kemiripan antarsampel.

Tahapan klasifikasi diawali dengan menyiapkan data kayu yang telah memiliki kelas mutu. Selanjutnya, nilai setiap atribut pada data yang diuji dibandingkan dengan nilai atribut pada data pembanding. Tingkat kedekatan antara dua data dihitung

menggunakan Euclidean distance. Ukuran jarak tersebut digunakan karena dapat menggambarkan besarnya perbedaan karakteristik numerik antara dua sampel dalam ruang multidimensi (Cunningham & Delany, 2020).

Perhitungan Euclidean distance dilakukan menggunakan Persamaan (1).

$$d(i,j) = \sqrt{\sum (v_{ik} - v_{jk})^2} \quad (1)$$

Keterangan:

$d(i,j)$ = jarak Euclidean antara sampel ke-i dan sampel ke-j;

v_{ik} = nilai atribut ke-k pada sampel ke-i;

v_{jk} = nilai atribut ke-k pada sampel ke-j; dan

k = atribut yang digunakan dalam proses perhitungan.

Nilai jarak antara data yang diuji dan seluruh data pembanding kemudian diurutkan dari nilai terkecil hingga terbesar. Nilai jarak yang lebih kecil menunjukkan tingkat kemiripan karakteristik yang lebih tinggi, sedangkan nilai jarak yang lebih besar menunjukkan perbedaan karakteristik yang lebih kuat. Urutan nilai jarak tersebut digunakan untuk menentukan sampel yang menjadi tetangga terdekat.

Dalam metode K-NN, kelas data yang diuji ditentukan berdasarkan kelas yang paling banyak muncul di antara sejumlah tetangga terdekat. Proses tersebut dikenal sebagai majority voting. Apabila sebagian besar tetangga terdekat berasal dari mutu A, data yang diuji diklasifikasikan sebagai mutu A. Prosedur yang sama digunakan untuk menentukan mutu B atau mutu C.

Tahapan penelitian secara keseluruhan meliputi: pengumpulan data karakteristik kayu, penentuan atribut dan kelas mutu, perhitungan jarak Euclidean, pengurutan nilai jarak, identifikasi tetangga terdekat, dan penentuan kelas mutu berdasarkan kelas yang dominan pada tetangga terdekat. Hasil perhitungan selanjutnya disajikan dalam bentuk nilai jarak dan peringkat untuk menunjukkan tingkat kedekatan antara data yang dibandingkan.

Penelitian ini berfokus pada penerapan tahapan perhitungan K-NN dalam membandingkan karakteristik fisik kayu. Karena data yang tersedia masih terbatas dan hasil penelitian belum dilengkapi dengan evaluasi performa klasifikasi secara menyeluruh, hasil analisis diposisikan sebagai ilustrasi awal penerapan K-NN dalam mendukung proses seleksi kualitas kayu pada industri furnitur.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data Penelitian

Data penelitian merupakan data primer yang diperoleh melalui observasi dan pengukuran langsung terhadap kayu yang digunakan sebagai bahan baku industri furnitur.

Setiap sampel didokumentasikan berdasarkan karakteristik fisik yang digunakan sebagai atribut dalam proses klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor (K-NN).

Dataset penelitian terdiri atas 15 sampel kayu yang telah dikelompokkan ke dalam tiga kelas mutu, yaitu mutu A, mutu B, dan mutu C. Masing-masing kelas terdiri atas lima sampel. Atribut yang digunakan dalam proses klasifikasi meliputi kadar air, lebar mata kayu, nilai kayu gubal, arah serat tangensial, dan arah retak radial. Kelas mutu kayu digunakan sebagai variabel target dalam proses klasifikasi. Data awal penelitian disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Awal Penelitian

Data Kayu	Kadar Air (%)	Lebar Mata Kayu (Cm)	Kayu Gubal	Arah Serat Tangensial	Arah Retak Radial	Mutu Kayu
KDA-00001	11	2.800	0.095	0.085	0.170	A
KDA-00002	12	2.750	0.093	0.087	0.180	A
KDA-00003	13	2.500	0.093	0.075	0.150	A
KDA-00004	14	2.950	0.092	0.088	0.120	A
KDA-00005	14.5	3.000	0.091	0.090	0.160	A
KDA-00006	21	4.300	0.093	0.143	0.180	B
KDA-00007	18	4.500	0.092	0.135	0.185	B
KDA-00008	18	4.200	0.091	0.125	0.175	B
KDA-00009	21	4.150	0.095	0.142	0.195	B
KDA-00010	22	4.750	0.093	0.148	0.187	B
KDA-00011	30	5.230	0.125	0.185	0.240	C
KDA-00012	32	5.560	0.156	0.245	0.345	C
KDA-00013	27	6.750	0.158	0.235	0.456	C
KDA-00014	25	6.800	0.189	0.278	0.348	C
KDA-00015	35	7.250	0.185	0.296	0.356	C

Berdasarkan Tabel 1, setiap kelas mutu menunjukkan karakteristik fisik yang berbeda. Sampel mutu A cenderung memiliki kadar air dan lebar mata kayu yang lebih rendah dibandingkan sampel mutu B dan C. Sampel mutu B memiliki nilai atribut yang secara umum berada di antara mutu A dan C, sedangkan sampel mutu C cenderung memiliki kadar air, lebar mata kayu, nilai kayu gubal, arah serat tangensial, dan arah retak radial yang lebih tinggi.

Perbedaan tersebut menunjukkan adanya pola karakteristik fisik yang dapat digunakan untuk membandingkan sampel kayu. Kadar air, ukuran mata kayu, struktur serat, dan keberadaan retak merupakan karakteristik yang dapat memengaruhi kestabilan, kekuatan, serta kesesuaian kayu untuk digunakan sebagai bahan baku furnitur. Karena itu, karakteristik tersebut dapat dimanfaatkan sebagai atribut numerik dalam proses klasifikasi berbasis data.

Hasil Perhitungan K-Nearest Neighbor

Proses klasifikasi dilakukan dengan menghitung jarak antara data yang diuji dan data pembanding menggunakan jarak Euclidean. Nilai jarak kemudian diurutkan dari yang terkecil hingga terbesar untuk menentukan urutan tetangga terdekat. Hasil perhitungan jarak dan peringkat disajikan pada [Tabel 2](#).

Tabel 2. Hasil Perhitungan

Data Kayu	Kadar Air (%)	Lebar Mata Kayu (Cm)	Kayu Gubal	Arah Serat Tangensial	Arah Retak Radial	Jarak	Ranking	Mutu Kayu
1	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1	A
2	1.000	0.002	0.000	0.000	0.000	1.001	2	A
3	4.000	0.090	0.000	0.000	0.000	2.022	3	A
4	9.000	0.023	0.000	0.000	0.003	3.004	4	A
5	12.250	0.040	0.000	0.000	0.000	3.506	5	A
6	100.000	2.250	0.000	0.003	0.000	10.112	9	B
7	49.000	2.890	0.000	0.003	0.000	7.204	7	B
8	49.000	1.960	0.000	0.002	0.000	7.139	6	B
9	100.000	1.823	0.000	0.003	0.001	10.091	8	B
10	121.000	3.803	0.000	0.004	0.000	11.172	10	B
11	361.000	5.905	0.001	0.010	0.005	19.155	13	C
12	441.000	7.618	0.004	0.026	0.031	21.182	14	C
13	256.000	15.603	0.004	0.023	0.082	16.484	12	C
14	196.000	16.000	0.009	0.037	0.032	14.563	11	C
15	576.000	19.803	0.008	0.045	0.035	24.411	15	C
16	25	2.750	0.964	0.083	0.165			A

Berdasarkan [Tabel 2](#), nilai jarak menunjukkan tingkat kedekatan karakteristik antara data yang dibandingkan. Nilai jarak yang lebih kecil menunjukkan bahwa karakteristik dua sampel relatif lebih mirip, sedangkan nilai jarak yang lebih besar menunjukkan adanya perbedaan karakteristik yang lebih kuat. Peringkat pada tabel disusun berdasarkan urutan nilai jarak dari yang terkecil hingga terbesar.

Dalam metode K-NN, data dengan jarak terdekat digunakan sebagai dasar untuk menentukan kelas mutu data yang diuji. Penentuan kelas dilakukan dengan mempertimbangkan kelas yang paling banyak muncul pada sejumlah tetangga terdekat. Dengan demikian, hasil klasifikasi tidak hanya didasarkan pada satu atribut, tetapi pada kombinasi kadar air, lebar mata kayu, nilai kayu gubal, arah serat tangensial, dan arah retak radial.

Penggunaan jarak Euclidean memungkinkan perbedaan karakteristik fisik antarsampel dinyatakan dalam bentuk nilai numerik. Pendekatan tersebut memberikan prosedur pembandingan yang sama untuk setiap data dan dapat membantu mengurangi

ketergantungan terhadap penilaian visual semata. [Cunningham dan Delany \(2020\)](#) menjelaskan bahwa K-NN menentukan kelas suatu data berdasarkan kedekatannya dengan data lain yang kelasnya telah diketahui. Namun, hasil klasifikasi tetap dipengaruhi oleh jumlah dan kualitas data pembanding, atribut yang digunakan, ukuran jarak, dan nilai (k).

[Tabel 2](#) belum menyajikan secara eksplisit nilai (k) yang digunakan, proses majority voting, maupun ukuran performa klasifikasi. Oleh karena itu, hasil yang ditampilkan lebih tepat dipahami sebagai ilustrasi penerapan perhitungan jarak dan pengurutan tetangga terdekat dalam metode K-NN. Hasil tersebut belum dapat digunakan sebagai dasar untuk menyimpulkan tingkat akurasi atau efektivitas model secara umum.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa karakteristik fisik kayu dapat direpresentasikan sebagai data numerik untuk membantu proses pembandingan dan penentuan mutu. Kadar air merupakan salah satu atribut penting karena berkaitan dengan stabilitas dimensi kayu. Kayu dengan kadar air yang tidak sesuai dapat mengalami penyusutan, perubahan bentuk, atau keretakan selama proses pengolahan dan penggunaan.

Lebar mata kayu juga dapat menjadi indikator kondisi bahan karena mata kayu dapat memengaruhi kekuatan, tampilan, dan kemudahan pengerjaan. Selain itu, nilai kayu gubal, arah serat tangensial, dan arah retak radial memberikan informasi tambahan mengenai struktur serta cacat fisik pada kayu. Penggunaan beberapa atribut secara bersamaan memungkinkan K-NN membandingkan sampel berdasarkan kombinasi karakteristik, bukan hanya berdasarkan satu ukuran.

Penerapan metode K-NN pada penelitian ini sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya. [Aszahrah, Anraeni, dan Darwis \(2022\)](#) menunjukkan bahwa K-NN dapat digunakan untuk mengidentifikasi jenis kayu sebagai bahan furnitur berdasarkan fitur tekstur citra. [Santi dan Audytra \(2022\)](#) juga menerapkan K-NN bersama GLCM dan AdaBoost untuk mengidentifikasi mutu kayu jati. Sementara itu, [Yudhana, Sunardi, dan Hartanta \(2020\)](#) menggunakan K-NN dan jarak Euclidean untuk memprediksi hasil penggergajian kayu sengon.

Penelitian [Kamaruddin, Umar, Wahyuningsih, dan Sudarsono \(2024\)](#) serta [Ridho, Setiawan, dan Vendyansyah \(2024\)](#) memperlihatkan bahwa karakteristik kayu dapat digunakan dalam sistem klasifikasi berbasis K-NN. Hasil-hasil tersebut mendukung penggunaan algoritma berbasis kedekatan untuk mengenali pola pada data kayu. Namun, perbandingan hasil antarpenelitian perlu dilakukan secara hati-hati karena setiap penelitian menggunakan jumlah sampel, jenis kayu, atribut, dan prosedur pengujian yang berbeda.

Penelitian ini berbeda dari sejumlah penelitian terdahulu yang menggunakan citra digital atau data spektrum sebagai sumber atribut. [Aszahrah et al. \(2022\)](#), [Kamaruddin et](#)

al. (2024), Santi dan Audytra (2022), serta Sipayung dan Christopher (2023) menggunakan citra kayu dalam proses klasifikasi. Mancini, Taavitsainen, dan Rinnan (2024) menggunakan data near-infrared spectroscopy untuk mengklasifikasikan material kayu. Penelitian ini menggunakan data numerik hasil pengamatan dan pengukuran langsung terhadap karakteristik fisik kayu sehingga tidak memerlukan tahap segmentasi citra atau ekstraksi fitur tekstur.

Pendekatan yang menggunakan pengukuran langsung relatif mudah diterapkan ketika data karakteristik fisik telah tersedia. Namun, pendekatan tersebut juga bergantung pada ketepatan prosedur pengukuran dan konsistensi pemberian label mutu. Apabila nilai atribut atau kelas mutu awal tidak ditentukan secara konsisten, hasil klasifikasi K-NN juga dapat terpengaruh.

Perkembangan metode klasifikasi kayu menunjukkan bahwa algoritma yang digunakan semakin beragam. Putra dan Fachrie (2025) serta Sipayung dan Christopher (2023) menggunakan Convolutional Neural Network untuk mengklasifikasikan atau menentukan kelayakan kayu berdasarkan citra. Kajian Quinteros-Navarro et al. (2025) juga menunjukkan bahwa penilaian kualitas kayu telah dikembangkan dengan berbagai metode kecerdasan buatan, termasuk K-NN, decision tree, random forest, support vector machine, dan jaringan saraf. Hal ini menunjukkan bahwa pemilihan algoritma perlu disesuaikan dengan jumlah data, bentuk atribut, tujuan klasifikasi, dan kebutuhan penerapan di lapangan.

Dari sisi praktis, K-NN berpotensi digunakan sebagai alat bantu dalam proses seleksi bahan baku. Petugas pemeriksa dapat membandingkan karakteristik sampel baru dengan data kayu yang telah memiliki kelas mutu. Hasil perbandingan tersebut dapat digunakan sebagai informasi tambahan dalam menentukan apakah suatu bahan baku lebih dekat dengan mutu A, B, atau C.

Dari perspektif bisnis, penerapan metode berbasis data dalam proses seleksi bahan baku dapat dipandang sebagai bagian dari upaya inovasi untuk memperbaiki konsistensi proses dan kualitas produk. Murniningsih, Ghufro, dan Fitriastuti (2023) menunjukkan bahwa inovasi produk berpengaruh positif terhadap keunggulan bersaing dan kinerja UMKM. Meskipun memiliki konteks penelitian yang berbeda, temuan tersebut menegaskan bahwa pengembangan dan penerapan inovasi perlu diarahkan untuk mendukung peningkatan nilai serta daya saing usaha.

Meskipun demikian, K-NN belum dapat langsung menggantikan penilaian tenaga ahli. Mutu kayu dapat dipengaruhi oleh atribut lain yang tidak tercakup dalam penelitian, seperti jenis kayu, berat jenis, kekerasan, warna, tekstur, serangan organisme, pelapukan, dan kondisi penyimpanan. Oleh karena itu, hasil klasifikasi sebaiknya digunakan sebagai sistem pendukung keputusan yang dikombinasikan dengan pemeriksaan fisik dan pertimbangan tenaga pengendalian kualitas.

Penelitian ini memiliki keterbatasan pada jumlah data yang relatif kecil. Dataset yang terdiri atas 15 sampel belum dapat menggambarkan seluruh variasi karakteristik kayu pada industri furnitur. Selain itu, hasil penelitian belum dilengkapi dengan nilai akurasi, precision, recall, F1-score, confusion matrix, maupun hasil pengujian pada beberapa nilai (k). Keterbatasan tersebut menyebabkan hasil penelitian belum dapat digeneralisasikan pada jenis kayu dan kondisi industri yang lebih luas.

Penelitian selanjutnya perlu menggunakan jumlah sampel yang lebih besar dan lebih beragam, menjelaskan dasar penentuan kelas mutu, serta menguji beberapa nilai (k). Evaluasi juga perlu dilengkapi dengan ukuran performa klasifikasi. Selain itu, kinerja K-NN dapat dibandingkan dengan decision tree, random forest, support vector machine, atau jaringan saraf untuk menentukan metode yang paling sesuai bagi klasifikasi kualitas kayu.

KESIMPULAN

Penelitian ini menerapkan metode K-Nearest Neighbor untuk membandingkan karakteristik dan mendukung pengelompokan kualitas kayu berdasarkan lima atribut, yaitu kadar air, lebar mata kayu, nilai kayu gubal, arah serat tangensial, dan arah retak radial. Jarak Euclidean digunakan untuk mengukur tingkat kedekatan antara data yang diuji dan data pembanding, kemudian nilai jarak diurutkan untuk menentukan tetangga terdekat.

Hasil perhitungan menunjukkan bahwa kemiripan karakteristik fisik antarsampel dapat dinyatakan dalam bentuk nilai jarak. Sampel yang memiliki karakteristik lebih serupa akan menghasilkan nilai jarak yang lebih kecil. Dengan demikian, tahapan perhitungan K-NN dapat digunakan sebagai pendekatan awal untuk membandingkan sampel kayu yang dikelompokkan ke dalam mutu A, B, dan C.

Penerapan K-NN berpotensi mendukung proses seleksi bahan baku agar dilakukan dengan prosedur yang lebih terstruktur dan konsisten. Namun, hasil penelitian belum dapat digunakan untuk menyimpulkan tingkat akurasi atau efektivitas model karena jumlah sampel masih terbatas dan evaluasi performa klasifikasi belum disajikan secara lengkap. Penelitian selanjutnya perlu menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam, menguji beberapa nilai (k), menambahkan atribut kualitas kayu lainnya, serta melaporkan ukuran performa klasifikasi sebelum metode diterapkan secara lebih luas dalam industri furnitur.

DAFTAR PUSTAKA

- Aszahrah, H., Anraeni, S., & Darwis, H. (2022). Penerapan metode K-Nearest Neighbor untuk mengidentifikasi jenis kayu sebagai bahan furniture. *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam*, 3(4), 284–292. <https://doi.org/10.33096/busiti.v3i4.1441>
- Cunningham, P., & Delany, S. J. (2020). *k-Nearest neighbour classifiers: 2nd edition (with Python examples)*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2004.04523>
- Kamaruddin, K., Umar, N., Wahyuningsih, P., & Sudarsono, F. (2024). Klasifikasi penentuan kualitas kayu jati berdasarkan citra digital menggunakan algoritma K-Nearest Neighbour. *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak*, 6(2), 394–401. <https://publikasiilmiah.unwahas.ac.id/JINRPL/article/view/12630>
- Mancini, M., Taavitsainen, V.-M., & Rinnan, Å. (2024). Comparison of classification methods performance for defining the best reuse of waste wood material using NIR spectroscopy. *Waste Management*, 178, 321–330. <https://doi.org/10.1016/j.wasman.2024.02.033>
- Murniningsih, R., Ghufro, N., & Fitriastuti, T. (2023). Competitive advantage to mediate the influence of entrepreneurial orientation, product innovation on SMEs business performance. *Jurnal Analisis Bisnis Ekonomi*, 21(2), 118–131. <https://doi.org/10.31603/bisnisekonomi.v21i2.12295>
- Putra, R. R. P., & Fachrie, M. (2025). Implementasi algoritma Convolutional Neural Network dalam menentukan kelayakan kayu. *Jurnal Indonesia: Manajemen Informatika dan Komunikasi*, 6(1), 490–498. <https://doi.org/10.35870/jimik.v6i1.1198>
- Quinteros-Navarro, D., Quinteros, A., Muñoz, V., Ramirez, H., & Ramirez, W. (2025). Learning model based on artificial intelligence to determine wood quality: A systematic review. *Ingénierie des Systèmes d'Information*, 30(2), 427–436. <https://doi.org/10.18280/isi.300214>
- Ridho, A., Setiawan, A. F., & Vendyansyah, N. (2024). Klasifikasi kualitas kayu dengan metode K-Nearest Neighbors (KNN) berbasis website. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(5), 8609–8617. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i5.10597>
- Santi, N. C., & Audytra, H. (2022). Teakwood grade identification with GLCM and K-NN with AdaBoost optimization: Case study at KPH Cepu. *Ultimatics: Jurnal Teknik Informatika*, 14(1), 45–50. <https://doi.org/10.31937/ti.v14i1.2679>
- Sipayung, E. M., & Christopher, E. R. (2023). Klasifikasi image jenis kayu pada furnitur dengan Convolutional Neural Network. *Jurnal Telematika*, 18(2), 82–87. <https://doi.org/10.61769/telematika.v18i2.617>
- Yudhana, A., Sunardi, S., & Hartanta, A. J. S. (2020). Algoritma K-NN dengan Euclidean

Distance untuk prediksi hasil penggergajian kayu sengon. *Transmisi: Jurnal Ilmiah Teknik Elektro*, 22(4), 123–129.
<https://doi.org/10.14710/transmisi.22.4.123-129>