



## KLASIFIKASI RISIKO ERGONOMI MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES: BERDASARKAN METODOLOGI *QUICK EXPOSURE CHECK (QEC)*

Muhammad Ilham Adelino<sup>1)</sup>, Mohammad Farid<sup>2\*)</sup>, Meldia Fitri<sup>3)</sup>

<sup>1,2,3)</sup> Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Putra Indonesia YPTK

E-mail: [milhamadelino@upiyptk.ac.id](mailto:milhamadelino@upiyptk.ac.id)<sup>1)</sup>, [farid2500@gmail.com](mailto:farid2500@gmail.com)<sup>2\*)</sup>, [meldiafitri25@gmail.com](mailto:meldiafitri25@gmail.com)<sup>3)</sup>

### ABSTRAK

Penelitian ini berfokus pada pemanfaatan pembelajaran mesin dalam memprediksi dan mengklasifikasikan tingkat risiko ergonomi. Hanya saja, studi-studi terkini dalam mengintegrasikan pembelajaran mesin Naïve Bayes dan ergonomi masih minim, khususnya pada metodologi *Quick Exposure Check (QEC)*. Adapun tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan tingkat risiko ergonomi dan menguji tingkat akurasi klasifikasi dengan memanfaatkan pembelajaran mesin. Model yang digunakan adalah algoritma Naïve Bayes berdasarkan metodologi *Quick Exposure Check (QEC)*. Data dikumpulkan dari penilaian postur tubuh dan faktor kerja seperti kekuatan dan durasi, lalu dikategorikan sesuai tingkat risiko. Hasil dari penelitian ini menunjukkan akurasi keseluruhan didapatkan sebesar  $99,00\% \pm 1,41\%$  dengan *micro-average* sebesar  $99,01\%$ . Tingkat akurasi ini termasuk dalam kategori tinggi. Model memiliki *precision* dan *recall* sempurna untuk kategori risiko Sedang dan Tinggi, dan *recall*  $93,33\%$  untuk kategori Rendah. Kesalahan klasifikasi hanya terjadi pada beberapa kasus risiko Rendah yang diprediksi sebagai Sedang, menunjukkan kecenderungan konservatif dalam penilaian. Hasil perbandingan dengan penilaian lembar kerja QEC menunjukkan akurasi prediksi sempurna. Hasil ini mengimplikasikan bahwa potensi penggunaan model sebagai alat bantu klasifikasi risiko ergonomi yang andal, khususnya dalam mendeteksi risiko tinggi secara tepat.

Kata kunci: *ergonomi, naïve bayes, pembelajaran mesin, QEC*

### ABSTRACT

*This research examines the application of machine learning in forecasting and categorizing ergonomic risk levels. Nonetheless, recent research on the integration of Naïve Bayes machine learning with ergonomics remains limited, particularly concerning the Quick Exposure Check (QEC) technique. This study aims to categorize ergonomic risk levels and evaluate the accuracy of classification through machine learning techniques. The employed model is the Naïve Bayes algorithm, grounded in the Quick Exposure Check (QEC) methodology. Data were gathered from evaluations of body posture and occupational characteristics, including strength and duration, and subsequently classified by risk level. The findings of this investigation indicated a total accuracy of  $99.00\% \pm 1.41\%$ , with a micro-average of  $99.01\%$ . This degree of accuracy is within the high category. The model exhibits flawless precision and recall for the Medium and High-risk categories, and a recall rate of  $93.33\%$  for the Low-risk risk. Misclassification occurred in just a limited number of low-risk instances that were inaccurately classified as medium, suggesting a conservative bias in the evaluation. The comparison results with the QEC worksheet assessment indicate perfect prediction accuracy. The model may serve as a dependable tool for ergonomic risk classification, particularly in reliably identifying high risk.*

Keyword: *ergonomics, machine learning, naïve bayes, QEC.*



## 1. PENDAHULUAN

Ergonomi adalah ilmu yang mempelajari interaksi antara manusia dan elemen lain dalam suatu sistem. Ergonomi berfokus pada menciptakan lingkungan kerja yang aman dan nyaman bagi manusia, melibatkan pengetahuan tentang perilaku dan kemampuan pengguna, serta ukuran antropometri untuk merancang alat dan sistem yang mendukung produktivitas (Afma & Widodo, 2020).

Dalam hal pembelajaran mesin, bidang ini memungkinkan sistem untuk menganalisis data dan belajar dari pola-pola yang kompleks, memberikan potensi untuk berinovasi dalam data yang besar. Zalukhu et al. (2023) menyatakan bahwa pemahaman mengenai cara kerja dan kegunaan teknologi ini penting untuk meningkatkan efektivitas penggunaan sistem berbasis teknologi. Penelitian lain juga menunjukkan pemanfaatan pembelajaran mesin dapat membuat proses lebih efisien. Dengan mengintegrasikan pembelajaran mesin dan ergonomi, pemanfaatan sistem interaksi pengguna dapat menjadi lebih responsif dan lebih baik (Rahman et al., 2024).

Hanya saja, studi-studi terkini dalam mengintegrasikan pembelajaran mesin Naïve Bayes dan ergonomi masih minim, khususnya pada metodologi *Quick Exposure Check* (QEC). Beberapa studi ergonomi telah memanfaatkan teknik statistik dan pembelajaran mesin, tetapi penerapan *Naive Bayes* masih kurang dieksplorasi. Studi kontemporer dalam ergonomi menekankan adanya berbagai pendekatan pembelajaran mesin yang dapat dimanfaatkan untuk penilaian risiko, termasuk *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forest*, dan *Naive Bayes*. Algoritma tersebut pada pembelajaran mesin menunjukkan efektivitas yang tinggi dalam mengevaluasi risiko ergonomi, seperti gangguan muskuloskeletal di lingkungan tempat kerja (Adelino et al., 2024).

Integrasinya dengan algoritma pembelajaran mesin seperti *Naive Bayes* dinilai dapat menghasilkan alat yang ampuh untuk penilaian risiko prediktif, meningkatkan presisi dan kemampuan beradaptasi dalam evaluasi ergonomi. Oleh karena itu, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan tingkat risiko ergonomi dan menguji tingkat akurasi klasifikasi menggunakan model algoritma Naïve Bayes berdasarkan metodologi QEC.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 *Quick Exposure Check* (QEC)

QEC digambarkan sebagai alat penilaian cepat yang efektif yang menggabungkan evaluasi observasional dengan pelaporan mandiri untuk menilai risiko paparan ergonomi (Adrian et al., 2021; Mokhtarinia et al., 2020). Metode QEC mengevaluasi empat bagian tubuh utama yang rentan terhadap cedera: punggung, bahu, pergelangan tangan, dan leher, dengan memberikan skor kemunculan potensi masalah (Chaharaghran et al., 2022; Febrianti et al., 2023). Studi yang dilakukan oleh Amalia & Jannah (2024) dan Mariawati et al. (2023) menunjukkan temuan yang konsisten dan saling mendukung terkait adanya postur berbahaya yang memerlukan evaluasi lebih lanjut dan perbaikan. Metode ini memiliki validitas dan reliabilitas yang telah terbukti di berbagai pengaturan, termasuk di sektor kesehatan, di mana penggunaan QEC membantu mengidentifikasi pengaruh postur kerja terhadap gangguan muskuloskeletal di antara tenaga kesehatan (Lin et al., 2022).

Dalam konteks yang lebih luas, studi oleh Estrada-Muñoz et al., (2022) juga menunjukkan bahwa sebagian besar pekerja melaporkan gejala muskuloskeletal selama periode tertentu, yang menekankan perlunya penggunaan QEC untuk mengidentifikasi faktor risiko secara menyeluruh. Penggunaan QEC terbukti efektif dalam mengidentifikasi postur kerja yang

berisiko dan membantu dalam perancangan intervensi yang lebih ergonomis.

Pemanfaatan QEC dalam mengevaluasi gangguan muskuloskeletal di antara karyawan, memamerkan skalabilitas metode tersebut tetapi tidak menggabungkan model pembelajaran mesin yang dapat menyederhanakan pemrosesan data dan meningkatkan analisis prediktif (Khoshakhlagh et al., 2022).

## 2.2 *Naïve Bayes*

Dalam konteks ergonomi, penggunaan algoritma *Naive Bayes* memiliki sejumlah keunggulan yang signifikan. *Naive Bayes* mampu menangani klasifikasi dengan data yang memiliki distribusi kompleks secara lebih akurat dibandingkan dengan beberapa algoritma lain, seperti SVM atau *Random Forest* (Adelino et al., 2024; Ahmed et al., 2024). Evaluasi risiko ergonomi melalui *Naive Bayes* dapat memberikan pemahaman yang lebih baik tentang faktor-faktor yang berkontribusi terhadap cedera di tempat kerja (Tao et al., 2024; Liao et al., 2023). Selain itu, *Naive Bayes* juga dikenal karena kecepatannya dan efisiensinya dalam pelatihan model, yang sangat penting dalam konteks aplikasi *real-time* dan menunjukkan akurasi tinggi meskipun dengan dataset yang bervariasi (Puspasari et al., 2024).

*Naive Bayes* dapat memfasilitasi identifikasi faktor yang berkontribusi terhadap cedera dan inefisiensi terkait tempat kerja. Misalnya, Hanumegowda & Sakthivel, (2022) menyoroti bahwa metode pembelajaran mesin, termasuk *Naive Bayes*, efektif dalam mengklasifikasikan faktor risiko terkait pekerjaan,

Selain itu, penggabungan teknik pemilihan fitur dapat mengoptimalkan kinerja pengklasifikasi *Naive Bayes* dalam konteks ergonomis. Wibowo et al. (2023) mencatat bahwa teknik hibrida, yang menggabungkan strategi pemilihan fitur dengan *Naive Bayes*, dapat secara efektif meningkatkan akurasi

klasifikasi pada kumpulan data berdimensi tinggi. Hal ini khususnya relevan dalam ergonomi, di mana data dapat mencakup beberapa variabel yang menunjukkan kondisi pekerja dan faktor lingkungan.

## 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pembelajaran mesin berbasis model algoritma *Naive Bayes*. Model ini dirancang untuk mengklasifikasikan tingkat risiko ergonomi ke dalam tiga kategori: Rendah, Sedang, dan Tinggi.

Data dikumpulkan ke dalam dataset berdasarkan metodologi QEC, yaitu alat penilaian semi-kuantitatif yang telah divalidasi untuk mengidentifikasi dan mengevaluasi risiko ergonomi dari sisi pengamat dan pekerja. Data meliputi bagian tubuh (punggung, bahu/leher, pergelangan tangan, dan leher), serta faktor tambahan seperti kekuatan, durasi tugas, dan beban. Setiap subjek penilaian diberikan skor paparan yang kemudian dikategorikan ke dalam tiga tingkat risiko (Rendah, Sedang, dan Tinggi). Jumlah data yang digunakan sebanyak

Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma *Naive Bayes*, yakni model probabilistik berbasis Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Meskipun sederhana, algoritma ini dikenal efektif untuk klasifikasi teks dan data kategorik, serta memiliki keunggulan dalam hal kecepatan pelatihan dan interpretabilitas. Parameter pelatihan diatur menggunakan pendekatan *maximum likelihood estimation* terhadap distribusi fitur dan *laplace correction* diberlakukan. Pengolahan data menggunakan perangkat lunak Altair AI Studio 2025.

Evaluasi model dilakukan melalui pembentukan *confusion matrix* serta perhitungan metrik performa utama seperti akurasi, *precision*, dan *recall* untuk masing-masing kategori risiko. Nilai akurasi keseluruhan dan rata-rata mikro (*micro-average*) digunakan sebagai indikator utama performa klasifikasi.



Nilai akurasi diatas 90% berada pada kategori tinggi. Hasil evaluasi dikompilasi untuk mengidentifikasi kekuatan dan potensi bias dalam klasifikasi antar kategori risiko.

Tahap terakhir adalah membandingkan hasil prediksi tingkat risiko dari model algoritma Naïve Bayes dengan penilaian tingkat risiko berdasarkan lembar kerja QEC.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Pra-Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan data merupakan langkah awal dalam pengembangan model pembelajaran mesin untuk memastikan kualitas data yang akan digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian. Pada penelitian ini, pra-pemrosesan dilakukan sebelum penerapan algoritma Naive Bayes untuk klasifikasi tingkat risiko ergonomi berdasarkan metodologi QEC.

Tahapan awal mencakup identifikasi dan penanganan nilai yang hilang (*missing values*), data duplikat, serta ketidaksesuaian format. Data yang tidak lengkap diperiksa secara menyeluruh dan diperlakukan sesuai karakteristiknya. Pada tahap ini seluruh data yang hilang dan ketidaksesuaian format sudah tidak ditemukan, sedangkan data duplikat tetap dipertahankan. Hal ini dikarenakan data duplikat tidak menyebabkan kesalahan pada data yang akan diolah, namun lebih mengarah pada pemahaman pola data latih dengan lebih baik. Seluruh data dilakukan normalisasi data. Banyak data yang digunakan sebagai dataset adalah 633 baris data.

Tahap akhir pra-pemrosesan adalah pemisahan data menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Pemisahan dilakukan secara *stratified sampling* guna memastikan representasi proporsional dari masing-masing kelas risiko (Rendah, Sedang, dan Tinggi) pada kedua subset data. Dengan tahapan ini, banyak data yang digunakan untuk pembentukan model Naïve Bayes adalah 506 baris data (80%) sebagai data latih dan 127 baris data (data uji). Pembentukan model dilakukan atas data yang

seimbang, dan representative sehingga mendukung pencapaian akurasi klasifikasi yang tinggi sebagaimana tercermin dalam hasil evaluasi model.

### 4.2 Statistik Deskriptif

Tabel 1 menyajikan distribusi data berdasarkan kategori risiko rendah, sedang, dan tinggi dari berbagai variabel ergonomi kerja berdasarkan metodologi QEC. Delapan dimensi risiko yang dianalisis meliputi: lengan, leher, punggung, tangan, stres, kecepatan kerja, repetisi, dan getaran.

**Tabel 1.** Statistik Deskriptif

Item	Kategori Rendah (data)	Kategori Sedang (data)	Kategori Tinggi (data)
Lengan	149	147	337
Leher	172	147	314
Punggung	159	156	318
Tangan	154	157	322
Stres	156	164	313
Kecepatan	159	180	294
Repetisi	163	172	298
Getaran	171	135	327
Skor QEC Rata-rata	64%		

Secara umum, kategori risiko tinggi mendominasi pada hampir seluruh dimensi, dengan jumlah kasus paling tinggi pada variabel getaran (n=327) dan tangan (n=322). Ini menunjukkan bahwa pekerja paling sering terpapar risiko tinggi pada aktivitas yang melibatkan penggunaan tangan intensif dan terpapar getaran secara signifikan, yang lazim terjadi pada pekerjaan berbasis alat atau mesin.

Kategori sedang menunjukkan paparan terbesar pada dimensi kecepatan kerja (n=180), mengindikasikan bahwa tekanan ritme kerja menjadi faktor penting dalam eksposur ergonomi. Sebaliknya, kategori rendah lebih dominan pada variabel seperti leher (n=172) dan getaran (n=171), menandakan adanya

subkelompok pekerjaan dengan risiko biomekanik minimal terhadap area tersebut.

Nilai rata-rata skor QEC secara keseluruhan berada pada angka 64%, yang secara interpretatif termasuk dalam kategori risiko Sedang, sesuai klasifikasi QEC standar. Hal ini menunjukkan bahwa mayoritas data berisiko mengalami gangguan muskuloskeletal dan memerlukan intervensi ergonomic.

### 4.3 Model dan Evaluasi Klasifikasi

Pada Tabel 2 menyajikan tabel *confusion matrix* dan menunjukkan bahwa model klasifikasi memiliki tingkat akurasi keseluruhan sebesar  $99,00\% \pm 1,41\%$ , dengan *micro-average* (rata-rata mikro) mencapai 99,01%. Tingkat akurasi tersebut termasuk kategori akurasi Tinggi. Hasil tersebut dilakukan terhadap tiga kategori risiko ergonomi berdasarkan metodologi QEC.

Hasil *precision* untuk kelas Sedang, Tinggi, dan Rendah masing-masing adalah 98,14%, 100,00%, dan 100,00%. Terdapat 5 kasus risiko Rendah yang diklasifikasikan secara salah dan diprediksi sebagai tingkat risiko Sedang. Pada sisi lain, kasus tingkat risiko Tinggi dan Rendah tidak mengalami kesalahan prediksi sama sekali.

**Tabel 2.** *Confusion matrix* dari data latihan

	True Sedang	True Tinggi	True Rendah	Class Precision
Pred. Sedang	264	0	5	98,14%
Pred. Tinggi	0	167	0	100%
Pred. Rendah	0	0	70	100%
<b>Class Recall</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>93,33%</b>	

*Accuracy*: 99,00% +/- 1,41%

(*micro-average*: 99,01%)

Hasil *Recall* untuk setiap kategori tersebut berturut-turut didapatkan sebesar 100,00%, 100,00%, dan 93,33%. Hal ini menunjukkan bahwa sensitivitas sempurna untuk kategori Sedang dan Tinggi, namun mengalami sedikit penurunan sensitivitas pada kategori Rendah.

Selanjutnya, model algoritma tersebut diterapkan pada data uji sebanyak 127 baris data (20%). Berdasarkan Tabel 3, besar akurasi dari data uji adalah sebesar 99,21% dan masih termasuk kategori akurasi Tinggi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model algoritma Naïve Bayes dapat memprediksi data uji secara hampir sempurna dan dapat digunakan untuk memprediksi kategori risiko paparan dalam jumlah data yang sangat besar di Perusahaan.

**Tabel 3.** *Confusion matrix* dari data uji

	True Sedang	True Tinggi	True Rendah	Class Precision
Pred. Sedang	66	0	1	98,51%
Pred. Tinggi	0	42	0	100%
Pred. Rendah	0	0	18	100%
<b>Class Recall</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>94,74%</b>	

*Accuracy*: 99,21%

Hasil studi tersebut menyatakan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dengan tingkat akurasi yang tinggi, terutama dalam mengidentifikasi risiko Tinggi, yang sangat krusial untuk intervensi ergonomi secara keseluruhan. Tidak adanya misklasifikasi pada kelas Tinggi, *precision* dan *recall* 100%, menjadi hal yang sangat penting, mengingat kesalahan dalam mendeteksi risiko Tinggi yang dapat meningkatkan timbulnya gangguan musculoskeletal di masa mendatang.

Penurunan *recall* pada kelas Rendah mengindikasikan adanya tumpang tindih karakteristik fitur antara kategori Rendah dan Sedang. Hal ini mencerminkan kondisi nyata dalam penilaian ergonomi, di mana postur atau kondisi kerja yang berada di batas antara dua tingkat risiko tersebut. Kondisi tersebut dapat mengindikasikan adanya kesulitan dalam membedakan secara objektif. Meskipun beberapa kasus risiko Rendah diklasifikasikan sebagai risiko Sedang, hal ini justru dapat dianggap sebagai bentuk konservatisme model.





Dalam konteks sistem pendukung keputusan berbasis pembelajaran mesin pada bidang ilmu ergonomi, nilai *precision* dan interpretabilitas model sangat penting. Kinerja model yang tinggi dalam hal presisi menunjukkan bahwa model ini dapat digunakan sebagai alat bantu klasifikasi risiko yang dapat dipercaya. Meskipun demikian, validasi lebih lanjut perlu dilakukan di berbagai jenis pekerjaan, lingkungan kerja, dan populasi pekerja untuk memastikan model dapat digeneralisasi secara luas.

#### 4.4 Studi Kasus

Pekerja yang dianalisis adalah pekerja pada divisi produksi karet remah di salah satu perusahaan penghasil karet remah di Kota Padang. Total pekerja yang dinilai adalah sebanyak delapan pekerja.

Tabel 4 menyajikan hasil prediksi risiko ergonomi pada delapan subjek pekerja berdasarkan dua variabel prediktor utama, yaitu rata-rata skor normalisasi dan skor QEC yang telah dinormalisasi. Prediksi risiko menggunakan model algoritma *Naïve Bayes* yang telah diolah pada tahap sebelumnya. Hal ini bertujuan untuk mengevaluasi keakuratan model dalam mengkategorikan tingkat risiko kerja ke dalam risiko Rendah, Sedang, atau Tinggi.

Rata-rata skor normalisasi mencerminkan rerata dari seluruh parameter QEC yang telah dinormalisasi, meliputi punggung, bahu/lengan, pergelangan tangan, dan leher, serta faktor tambahannya (kekuatan, durasi tugas, dan beban). Skor QEC Normalisasi: Total skor QEC normalisasi digunakan sebagai acuan utama untuk penilaian risiko ergonomi.

**Tabel 4.** Prediksi risiko ergonomi pada pekerja berdasarkan model algoritma *Naïve Bayes*

Pekerja	Rata-rata Skor Normalisasi	Skor QEC Normalisasi	Prediksi Risiko
1	3	22	Tinggi
2	3	22	Tinggi
3	3	21	Sedang
4	3	21	Sedang
5	3	20	Sedang
6	3	21	Sedang
7	3	24	Tinggi
8	2	15	Rendah

Dari total 8 pekerja yang dianalisis didapatkan 3 pekerja memiliki skor QEC tinggi, sebanyak 4 pekerja diklasifikasikan sebagai risiko sedang, dan sebanyak 1 pekerja diklasifikasikan sebagai risiko rendah oleh model algoritma *Naïve Bayes*.

Algoritma ini bekerja dengan mengasumsikan independensi antar fitur (dalam hal ini skor rata-rata dan skor QEC), dan secara statistik menghitung probabilitas posterior dari setiap kategori risiko. Konsistensi hasil klasifikasi menunjukkan bahwa fitur yang digunakan cukup representatif dan memiliki pemisahan antar kelas yang dinilai baik.

Untuk memastikan keakuratan prediksi tersebut, penilaian secara manual juga dilakukan. Hal ini bertujuan untuk menguji apakah prediksi yang dihasilkan oleh model sesuai dengan perhitungan manualnya guna memastikan keakuratan dan kelayakan algoritma ini pada penilaian risiko ergonomi yang lebih besar ke depannya.



**Tabel 5.** Penilaian risiko ergonomi pada pekerja berdasarkan lembar kerja penilaian QEC

Pekerja	Total Skor Paparan	True Skor QEC	True Risiko
1	114	70	Tinggi
2	114	70	Tinggi
3	109	67	Sedang
4	109	67	Sedang
5	104	64	Sedang
6	109	67	Sedang
7	124	77	Tinggi
8	78	48	Rendah

Tabel 5 menunjukkan penilaian risiko ergonomi pada pekerja produksi karet remah berdasarkan penilaian QEC berdasarkan lembar kerja QEC. Berdasarkan Tabel 5, penilaian risiko ergonomi terhadap delapan pekerja menggunakan metode QEC menunjukkan bahwa sebagian besar pekerja mengalami tingkat risiko yang tergolong sedang hingga tinggi. Berdasarkan skor QEC yang diperoleh, tiga pekerja (pekerja 1, 2, dan 7) dikategorikan memiliki risiko tinggi dengan skor masing-masing 70, 70, dan 77. Empat pekerja lainnya (pekerja 3, 4, 5, dan 6) memiliki nilai skor QEC antara 64 hingga 67, yang diklasifikasikan sebagai risiko sedang. Sementara itu, hanya satu pekerja (pekerja 8) yang tergolong dalam kategori risiko rendah.

Temuan ini mengindikasikan bahwa aktivitas kerja yang dilakukan sebagian besar pekerja menimbulkan beban biomekanik yang signifikan, baik dari aspek postur kerja statis. Skor paparan yang tinggi kemungkinan disebabkan oleh faktor-faktor seperti frekuensi gerakan berulang, durasi aktivitas tanpa istirahat yang memadai, serta postur tubuh yang tidak netral saat melakukan pekerjaan.

Kondisi ini menunjukkan urgensi penerapan intervensi ergonomi, khususnya pada kelompok pekerja dengan risiko tinggi. Pekerja dengan skor risiko sedang juga perlu diberikan edukasi ergonomi sebagai tindakan pencegahan sekunder guna menghindari peningkatan risiko.

Menariknya, pekerja 8 yang menunjukkan skor terendah dapat dijadikan sebagai acuan praktik kerja ergonomis yang potensial untuk direplikasi pada pekerja lainnya.

Penilaian risiko ergonomi pada pekerja dilakukan menggunakan dua pendekatan berbeda, yaitu antara pendekatan lembar kerja QEC (Tabel 5) dan pendekatan pembelajaran mesin menggunakan algoritma *Naïve Bayes* (Tabel 4). Perbandingan antara keduanya bertujuan untuk mengevaluasi konsistensi klasifikasi risiko serta potensi validitas model prediktif dalam konteks ergonomi kerja.

Hasil perbandingan menunjukkan bahwa untuk sebagian besar pekerja, klasifikasi risiko yang diprediksi oleh model *Naïve Bayes* konsisten dengan hasil manual QEC. Misalnya, pekerja 1, 2, dan 7 dalam kedua tabel dikategorikan sebagai berisiko tinggi, menunjukkan bahwa model prediktif berhasil mengidentifikasi kondisi kerja yang memerlukan perhatian ergonomis khusus. Demikian pula, pekerja 3, 4, 5, dan 6 diprediksi berada pada risiko sedang oleh kedua pendekatan, yang mengindikasikan akurasi klasifikasi yang cukup baik dalam mendeteksi kelompok dengan tingkat paparan sedang.

Model *Naïve Bayes* menunjukkan akurasi prediksi 100% terhadap data studi kasus ini, di mana seluruh prediksi risiko sepenuhnya sesuai dengan risiko sebenarnya. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu membedakan dengan baik antar kelas risiko berdasarkan skor QEC dan tidak terdapat kesalahan klasifikasi dalam data studi kasus tersebut.

Pendekatan *Naïve Bayes* dapat memiliki kinerja prediktif yang sangat baik dalam konteks klasifikasi risiko ergonomi berbasis metodologi QEC. Dengan mempertimbangkan bahwa QEC adalah metode semi-kuantitatif yang sudah umum digunakan dalam penilaian risiko ergonomi, integrasi dengan algoritma *Naïve Bayes* dapat mempercepat proses pengambilan



keputusan ergonomi secara objektif dan terotomatisasi.

Adapun limitasi atau keterbatasan dalam penelitian ini adalah model hanya diuji pada dataset spesifik tanpa validasi lintas populasi, jenis pekerjaan, dan lingkungan kerja yang berbeda. Hal ini berpotensi membatasi kemampuan model untuk digunakan secara luas di industri atau sektor kerja lainnya.

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Studi ini membahas tentang pengembangan model klasifikasi berbasis pembelajaran mesin (*Naïve Bayes*) untuk mengidentifikasi tingkat risiko ergonomi berdasarkan metodologi (QEC). Hasil menunjukkan bahwa model klasifikasi *Naïve Bayes* mampu mengidentifikasi tingkat risiko ergonomi dengan akurasi yang tinggi. Model menunjukkan *precision* dan *recall* dengan sempurna untuk tingkat risiko Tinggi dan Sedang, sementara *recall* untuk Tingkat risiko Rendah mencapai 93,33%. Hasil tersebut mengindikasikan adanya potensi misklasifikasi terhadap kategori risiko yang lebih rendah. Hasil perbandingan dengan penilaian lembar kerja juga menunjukkan akurasi prediksi yang sempurna (100%). Namun demikian, keterbatasan berupa kemungkinan bias data, kurangnya validasi eksternal, dan minimnya interpretabilitas model perlu menjadi perhatian serius sebelum implementasi secara luas. Untuk itu, penelitian selanjutnya adalah perlunya menguji model ini pada beragam jenis pekerjaan, industri, dan populasi pekerja untuk mengukur generalisasi model.

## DAFTAR PUSTAKA

Adelino, M., Zadry, H., & Susanti, L. (2024). Contemporary trends in human factors and ergonomics within engineering research. *Jurnal Teknik Industri*, 26(1), 61-76. <https://doi.org/10.9744/jti.26.1.61-76>

Adrian, I., Miloşan, I., Senchetru, D., Machedon-Pisu, T., Ispăşoiu, A., & Meişă, C. (2021). Study on the application of the

QEC (Quick Exposure Check) on the ergonomic risks assessment in the industrial field. *Matec Web of Conferences*, 343, 10023.

<https://doi.org/10.1051/matecconf/202134310023>

Afma, V.M., & Widodo, B.W. (2020). Perancangan alat bantu pengulitan kambing menggunakan metode REBA (Rapid Entire Body Assessment) untuk mengurangi MSDs. *PROFISIENSI: Jurnal Program Studi Teknik Industri*, 8(1), 1-6. <https://doi.org/10.33373/profis.v8i1.2482>.

Ahmed, Z., Issac, B., & Das, S. (2024). Ok-NB: an enhanced OPTICS and k-*Naive Bayes* classifier for imbalance classification with overlapping. *IEEE Access*, 12, 57458-57477. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3391749>

Amalia, A. & Jannah, V. (2024). Evaluasi resiko ergonomi postur pekerja pencelupan batik menggunakan Rapid Upper Limb Assessment dan Quick Exposure Check di UKM Batik Pasha. *JISI: Jurnal Integrasi Sistem Industri*, 11(1), 135. <https://doi.org/10.24853/jisi.11.1.135-144>

Chaharaghran, F., Tabatabaei, S., & Rostamzadeh, S. (2022). The impact of noise exposure and work posture on job stress in a food company. *Work*, 73(4), 1227-1234. <https://doi.org/10.3233/wor-210872>

Estrada-Muñoz, C., Madrid-Casaca, H., Salazar-Sepúlveda, G., Contreras-Barraza, N., Iturra-González, J., & Vega-Muñoz, A. (2022). Musculoskeletal symptoms and assessment of ergonomic risk factors on a coffee farm. *Applied Sciences*, 12(15), 7703. <https://doi.org/10.3390/app12157703>

Febrianti, D., Achiraeniwati, E., & Rejeki, Y. (2023). Pengukuran risiko kerja menggunakan metode Quick Exposure Checklist (QEC) di penggilingan padi H. Ondo Ciwaruga. *Bandung Conference Series Industrial Engineering Science*, 3(2), 559-566. <https://doi.org/10.29313/bcsies.v3i2.8837>

Hanumegowda, P. & Sakthivel, G. (2022). Prediction of work-related risk factors





- among bus drivers using machine learning. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(22), 15179. <https://doi.org/10.3390/ijerph192215179>
- Khoshakhlagh, A., Majdabadi, M., & Yazdanirad, S. (2022). The impact of ergonomic-educational interventions on reduction of musculoskeletal symptoms among employees of oil and gas installations in Iran. *Work*, 71(3), 651-660. <https://doi.org/10.3233/wor-205231>
- Liao, L., Liao, K., Wei, N., Ye, Y., Li, L., & Wu, Z. (2023). A holistic evaluation of ergonomics application in health, safety, and environment management research for construction workers. *Safety Science*, 165, 106198. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2023.106198>
- Lin, S., Tsai, C., Liu, X., Wu, Z., & Zeng, X. (2022). Effectiveness of participatory ergonomic interventions on musculoskeletal disorders and work ability among young dental professionals: a cluster-randomized controlled trial. *Journal of Occupational Health*, 64(1). <https://doi.org/10.1002/1348-9585.12330>
- Mariawati, A., Herlina, L., & Wicaksana, N. (2023). Measurement of work posture score using Rapid Upper Limb Assessment and Quick Exposure Check in tofu industry. *Jurnal Teknik Industri*, 13(1), 69-74. <https://doi.org/10.25105/jti.v13i1.17517>
- Mokhtarinia, H., Abazarpour, S., & Gabel, C. (2020). Validity and reliability of the persian version of the Quick Exposure Check (QEC) in Iranian construction workers. *Work*, 67(2), 387-394. <https://doi.org/10.3233/wor-203288>
- Puspasari, H., Mustaqim, I., Utami, A., Syalevi, R., & Ruldeviyani, Y. (2024). Evaluation of Indonesia's police public service platforms through sentiment and thematic analysis. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, 13(2), 1596. <https://doi.org/10.11591/ijai.v13.i2.pp1596-1607>
- Rahman, R. & Arsyad, M. (2024). Pengembangan sistem operasi debian 12 dengan kemampuan pembelajaran interaksi pengguna untuk peningkatan user experience. *Jurnal Teknologi Dan Manajemen Industri Terapan*, 3(3), 348-356. <https://doi.org/10.55826/jtmit.v3i3.467>
- Tao, Y., Hu, H., Xue, J., Zhang, Z., & Xu, F. (2024). Evaluation of ergonomic risks for construction workers based on multicriteria decision framework with the integration of spherical fuzzy set and alternative queuing method. *Sustainability*, 16(10), 3950. <https://doi.org/10.3390/su16103950>
- Wibowo, R., Soeleman, M., & Affandy, A. (2023). Hybrid Top-K feature selection to improve high-dimensional data classification using naïve bayes algorithm. *Scientific Journal of Informatics*, 10(2), 113-120. <https://doi.org/10.15294/sji.v10i2.42818>
- Zalukhu, H., Prastiyanto, K., subarkah, A., Ramadhan, I., & Ramadhan, N. (2023). Penggunaan machine learning dalam startup dengan pemanfaatan Smart PLS. *Jurnal Mentari Manajemen Pendidikan dan Teknologi Informasi*, 2(2), 111-122. <https://doi.org/10.33050/mentari.v2i2.424>