Aplikasi Prediksi Gaji Bulanan Berbasis Web Menggunakan Ektrapolasi Linear

Dwi Asa Verano[1], Shinta Puspasari*[2], Husnawati[3]
[1,2]Jurusan Teknik Informatika, Universitas Indo Global Mandiri, Palembang
[3]Jurusan Teknik Komputer, Politeknik Negeri Sriwijaya, Palembang
e-mail: [1]dwi.verano@gmail.com, *[2]shinta@uigm.ac.id, [3]husnawati@polsri.ac.id

Abstrak

Informasi mengenai rata-rata gaji bersih bulanan di setiap provinsi di Indonesia masih sulit diakses secara cepat dan mudah dipahami oleh masyarakat, sehingga menyulitkan individu dalam memperkirakan kondisi ekonomi di daerah tertentu. Kondisi ini menjadikan pengembangan sistem prediksi gaji sebagai topik penelitian yang penting untuk mendukung pengambilan keputusan, baik bagi pencari kerja maupun pihak terkait lainnya. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan aplikasi prediksi gaji sebagai sistem prediksi rata-rata gaji bersih bulanan di Indonesia. Metode yang digunakan adalah ekstrapolasi linier dengan pendekatan metode Newton dan spline kubik Hermite, yang diimplementasikan dalam bahasa pemrograman PHP. Data historis gaji digunakan sebagai dasar perhitungan untuk menghasilkan nilai prediksi pada periode berikutnya. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu menghasilkan nilai prediksi yang mendekati data aktual dengan nilai gaji rata – rata Rp. 2.631.791,88, nilai Mean Squared Error (MSE) sebesar 1.489 dan Root Mean Squared Error (RMSE) sebesar 38,59. Hasil ini menunjukkan bahwa metode yang diterapkan cukup efektif dan aplikasi prediksi gaji dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu estimasi gaji yang informatif dan mudah digunakan.

Kata kunci*—Prediksi, Aplikasi Web, Prediksi, Newton, Hermite.*

Abstract

Information regarding the average monthly net salary in each province in Indonesia is still difficult to access quickly and easily by the public, making it difficult for individuals to estimate the economic conditions in certain areas. This condition makes the development of a salary prediction system an important research topic to support decision-making, both for job seekers and other related parties. This study aims to design and implement the salary prediction application as a prediction system for the average monthly net salary in Indonesia. The method used is linear extrapolation with the Newton method and Hermite cubic spline approach, implemented in the PHP programming language. Historical salary data is used as the basis for calculations to generate predicted values for the next period. The test results show that the system is able to produce predicted values close to the actual data with salary averages amount Rp. 2.631.791,88, Mean Squared Error (MSE) of 1.489 and a Root Mean Squared Error (RMSE) of 38,59. These results indicate that the applied method is quite effective and the application can be used as an informative and easy-to-use salary estimation tool.

Keywords—*Prediction, Web Application, Prediction, Newton, Hermite.*

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dan komputasi telah mendorong pemanfaatan sistem prediksi dalam berbagai sektor [1], termasuk bidang ekonomi [2], dan ketenagakerjaan [3].

Sistem prediksi berperan penting dalam mengolah data historis untuk memperkirakan kondisi di masa mendatang [4], sehingga mampu memberikan informasi yang bernilai dalam proses pengambilan keputusan [5]. Dalam konteks ketenagakerjaan, prediksi gaji menjadi aspek krusial karena berkaitan dengan perencanaan karier, mobilitas tenaga kerja, serta pemetaan kesejahteraan ekonomi suatu wilayah [6].

Berbagai penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pemanfaatan metode numerik dan statistik dalam sistem prediksi mampu memberikan estimasi yang cukup akurat apabila didukung oleh data historis yang memadai [7]–[10]. Metode seperti regresi linier [2], [7], [8], [11], interpolasi [12], ekstrapolasi [13], [14], serta pendekatan spline telah banyak digunakan untuk memodelkan tren data ekonomi [15]–[17]. Hasil penelitian tersebut membuktikan bahwa sistem prediksi berbasis metode numerik dapat membantu pengguna dalam memahami kecenderungan perubahan data ekonomi secara lebih objektif dan terukur.

Namun demikian, informasi mengenai rata-rata gaji bersih bulanan di Indonesia masih menghadapi sejumlah keterbatasan. Data gaji umumnya disajikan dalam bentuk laporan tahunan atau statistik deskriptif yang bersifat statis dan kurang interaktif. Selain itu, informasi tersebut belum menyediakan estimasi gaji untuk periode mendatang serta belum terintegrasi dalam satu sistem yang mudah diakses oleh masyarakat umum. Kondisi ini menyebabkan kesenjangan informasi, terutama bagi pencari kerja dan masyarakat yang membutuhkan gambaran ekonomi daerah secara cepat dan praktis.

Penelitian terkait menunjukkan bahwa sistem prediksi berbasis web memiliki keunggulan dalam hal aksesibilitas dan kemudahan penggunaan [17]–[19]. Beberapa studi sebelumnya telah mengembangkan aplikasi prediksi ekonomi berbasis web dengan memanfaatkan metode numerik untuk memproyeksikan data pendapatan atau inflasi [10], [15], [16]. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada wilayah atau objek tertentu, serta belum secara khusus membahas prediksi rata-rata gaji bersih bulanan di seluruh provinsi Indonesia.

Berdasarkan permasalahan tersebut, diperlukan suatu sistem prediksi yang mampu mengolah data gaji historis secara komprehensif dan menyajikannya dalam bentuk prediksi yang mudah dipahami. Penggunaan metode ekstrapolasi linier dengan pendekatan metode Newton dan spline kubik Hermite dipilih karena mampu memodelkan pola perubahan data secara fleksibel serta memberikan hasil prediksi yang relatif stabil. Metode ini juga telah digunakan dalam berbagai penelitian numerik untuk memprediksi nilai di luar rentang data dengan tingkat kesalahan yang dapat dikendalikan.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan aplikasi web prediksi gaji sebagai sistem prediksi rata-rata gaji bersih bulanan di seluruh provinsi Indonesia. Aplikasi ini dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman PHP dan dirancang dengan antarmuka yang sederhana agar mudah digunakan oleh berbagai kalangan. Selain menghasilkan nilai prediksi, sistem juga menyediakan evaluasi kesalahan untuk mengukur tingkat akurasi metode yang digunakan.

Hipotesis awal dari penelitian ini adalah bahwa metode spline kubik Hermite akan memberikan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode Newton dalam memprediksi data gaji yang bersifat fluktuatif, sedangkan kontribusi yang diberikan pada penelitian ini adalah perbandingan nilai akurasi prediksi gaji bulanan menggunakan metode ekstrapolasi linear.

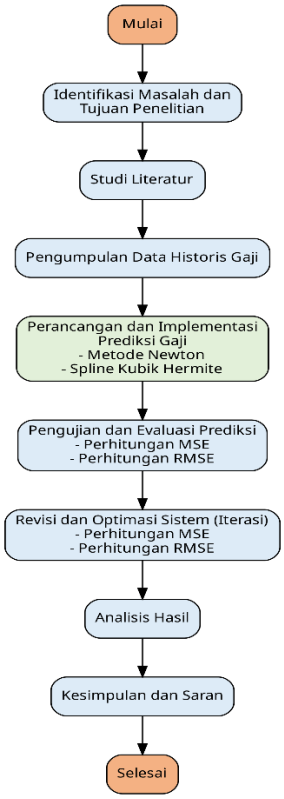
Sebagai solusi yang ditawarkan, aplikasi prediksi gaji diharapkan mampu menjembatani kebutuhan informasi gaji yang bersifat prediktif dan mudah diakses. Dengan mengintegrasikan metode numerik dan aplikasi berbasis web, sistem ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam penyediaan informasi ekonomi yang lebih informatif serta mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi referensi bagi pengembangan sistem prediksi ekonomi serupa di masa mendatang.

2. METODE PENELITIAN

Bagian metode penelitian ini menjelaskan tahapan dan pendekatan yang digunakan dalam pengembangan aplikasi prediksi gaji sebagai sistem prediksi rata-rata gaji bersih bulanan di

Indonesia. Metode penelitian disusun secara sistematis untuk memastikan bahwa proses pengumpulan data, penerapan metode prediksi, hingga evaluasi hasil dilakukan secara terstruktur dan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan data historis sebagai dasar perhitungan prediksi.

Penelitian ini mengombinasikan metode komputasi numerik dan rekayasa perangkat lunak berbasis web. Metode numerik yang digunakan meliputi ekstrapolasi linier dengan pendekatan metode Newton dan spline kubik Hermite untuk memodelkan pola perubahan data gaji dari waktu ke waktu. Sementara itu, pendekatan rekayasa perangkat lunak diterapkan dalam perancangan dan implementasi aplikasi web menggunakan bahasa pemrograman PHP agar sistem dapat diakses secara mudah oleh pengguna. Tahapan penelitian dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian meliputi identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan dan pra-pemrosesan data historis gaji, perancangan dan implementasi sistem prediksi, pengujian dan evaluasi akurasi menggunakan metrik Mean Squared Error (MSE) dan Root Mean Squared Error (RMSE), serta analisis hasil dan penarikan kesimpulan. Dengan tahapan tersebut, metode penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan sistem prediksi yang tidak hanya berfungsi secara teknis, tetapi juga memiliki tingkat akurasi yang memadai dan relevan untuk digunakan sebagai alat bantu estimasi gaji bersih bulanan.

2.1 Studi Literatur dan Pengumpulan Data

Tahap studi literatur dilakukan untuk memperkuat landasan teori dan menentukan pendekatan yang tepat. Peneliti meninjau konsep sistem prediksi, data time series, serta metode numerik yang relevan, khususnya metode Newton (polinom interpolasi/divided differences) dan spline kubik Hermite (interpolasi/ekstrapolasi berbasis potongan kubik dengan informasi slope). Studi literatur juga mencakup penelitian terkait pengembangan sistem prediksi berbasis web dan

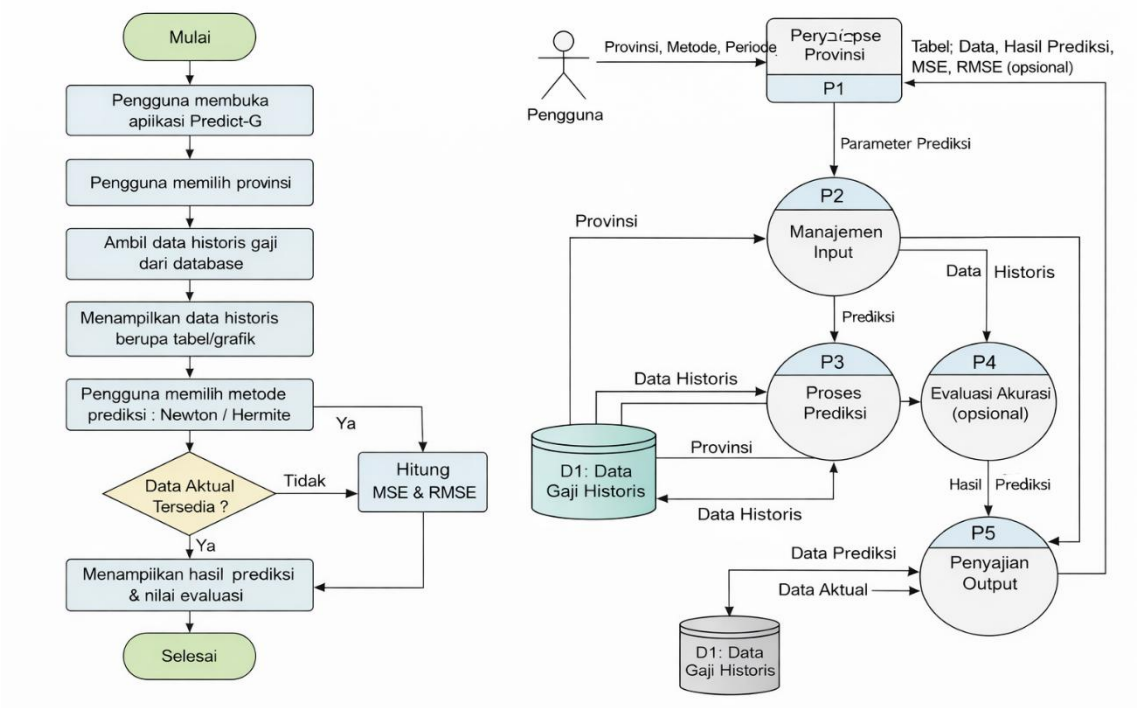
evaluasi model prediksi menggunakan metrik kesalahan seperti MSE dan RMSE. Output tahap ini adalah kerangka teori, justifikasi pemilihan metode, dan rancangan umum penelitian.

Pengumpulan data sekunder berupa data historis rata-rata gaji bersih bulanan per provinsi di Indonesia sebanyak 33 Provinsi berdasarkan database Google. Data dikumpulkan, diverifikasi, dan disusun menjadi format deret waktu dalam rentang 3 tahun dengan periode 1 Februari 2020 sampai dengan 1 Februari 2024, agar dapat diproses secara numerik. Selain itu dilakukan pra-pemrosesan data, seperti penyeragaman format tanggal/periode, penanganan nilai kosong, dan penyusunan indeks waktu $x$serta nilai gaji y. Output tahap ini adalah dataset siap olah yang akan digunakan sebagai input pada proses prediksi.

2.2 Perancangan dan Implementasi Aplikasi Prediksi Gaji

Pada tahap ini merupakan inti pengembangan sistem. Kegiatan yang dilakukan meliputi:

2.2.1 Perancangan sistem: menentukan kebutuhan fungsional (misalnya pemilihan provinsi, pemilihan metode prediksi, input periode prediksi), kebutuhan non-fungsional (kemudahan penggunaan, keterbacaan tampilan), serta rancangan arsitektur aplikasi web. Perancangan sistem dapat dilihat pada gambar 2.



(a) (b)

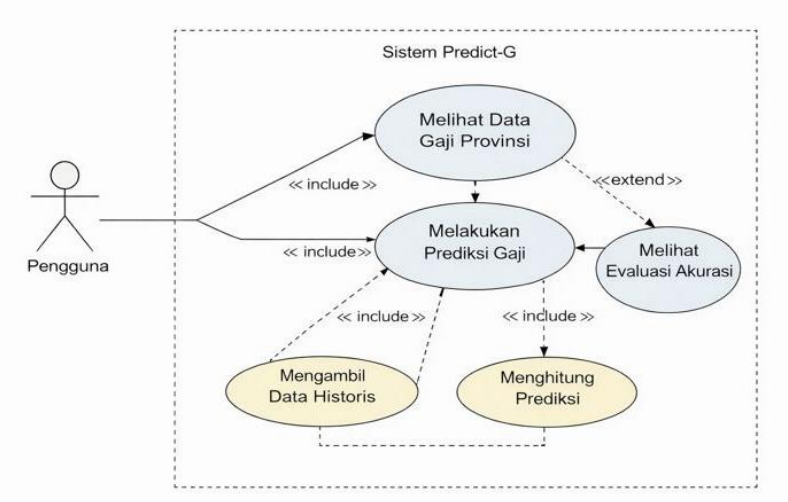
Gambar 2. Perancangan Sistem Prediksi; a). Flowchart sistem, b). DFD Level 1

Pada gambar 2, rancangan pada gambar terdiri dari dua bagian, yaitu; Gambar 2.a) flowchart aplikasi dan Gambar 2.b) DFD Level 1 yang menggambarkan aliran data serta proses utama di dalam sistem. Pada flowchart, proses dimulai ketika pengguna mengakses aplikasi prediksi gaji melalui web. Pengguna kemudian memilih provinsi yang ingin dilihat atau diprediksi, lalu sistem mengambil data historis gaji dari basis data. Setelah data diperoleh, sistem menampilkan informasi tersebut kepada pengguna dalam bentuk tabel dan/atau grafik agar tren gaji dapat dipahami secara visual. Selanjutnya pengguna memilih metode prediksi yang tersedia, yaitu metode Newton atau spline kubik Hermite. Setelah metode dipilih, sistem melakukan pengecekan apakah data aktual untuk periode yang diuji tersedia. Jika data aktual tersedia, sistem akan menghitung nilai kesalahan prediksi menggunakan metrik MSE dan RMSE sebagai indikator akurasi, kemudian menampilkan hasil prediksi beserta nilai evaluasi. Jika data aktual

tidak tersedia (misalnya prediksi untuk periode mendatang), sistem tetap menampilkan nilai prediksi tanpa evaluasi akurasi. Alur berakhir ketika pengguna memperoleh output yang dibutuhkan dan proses dinyatakan selesai.

Sementara itu, DFD Level 1 menjelaskan proses internal sistem secara lebih struktural melalui pemisahan fungsi ke dalam beberapa proses utama (P1–P5) dan satu penyimpanan data (D1). P1 (Pemilihan Provinsi) menerima input dari pengguna berupa provinsi, metode, dan periode prediksi. Output dari P1 berupa parameter yang akan diteruskan ke proses berikutnya. P2 (Manajemen Input) bertugas mengelola dan memvalidasi parameter prediksi serta mengarahkan permintaan data ke penyimpanan D1 (Data Gaji Historis). D1 berperan sebagai sumber data historis yang akan dikirim kembali ke sistem dalam bentuk deret waktu (data historis gaji). Data historis tersebut masuk ke P3 (Proses Prediksi), yaitu proses inti yang menjalankan perhitungan prediksi berdasarkan metode yang dipilih (Newton atau Hermite) dan menghasilkan output berupa hasil prediksi. Jika sistem berada pada mode pengujian dan data aktual tersedia, maka hasil prediksi beserta data historis akan diteruskan ke P4 (Evaluasi Akurasi) untuk menghitung MSE dan RMSE. Selanjutnya, baik hasil prediksi (dan evaluasi jika ada) akan dikirim ke P5 (Penyajian Output) untuk ditampilkan ke pengguna dalam bentuk tabel, grafik, dan ringkasan nilai prediksi serta metrik evaluasi.

2.2.2 Perancangan basis data: menyusun tabel provinsi, data historis gaji, dan (opsional) tabel penyimpanan hasil prediksi. Untuk use case dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. *Use Case* Diagram

Pada Gambar 3. Pada saat pengguna melihat data gaji provinsi, sistem akan mengambil data historis dari basis data sebagai bagian dari proses *include* untuk menampilkan informasi gaji dalam bentuk tabel atau grafik. Selanjutnya, ketika pengguna melakukan prediksi gaji, sistem juga melakukan *include* terhadap proses mengambil data historis dan menghitung prediksi, yang memanfaatkan data gaji historis sebagai input perhitungan metode Newton atau spline kubik Hermite. Use case melihat evaluasi akurasi bersifat *extend*, yang berarti hanya dijalankan apabila data aktual tersedia untuk dibandingkan dengan hasil prediksi, sehingga sistem dapat menghitung nilai MSE dan RMSE. Keterkaitan dengan basis data terletak pada penyimpanan dan pengelolaan data gaji historis per provinsi yang menjadi sumber utama bagi seluruh use case, serta memungkinkan sistem menghasilkan prediksi dan evaluasi akurasi secara konsisten dan terintegrasi.

2.2.3 Implementasi algoritma: mengintegrasikan perhitungan Newton dan spline kubik Hermite ke dalam aplikasi menggunakan PHP sehingga proses prediksi dapat dilakukan otomatis berdasarkan input pengguna. Proses PHP dapat dilihat pada Gambar 4.

Metode Linear Newton membentuk fungsi aproksimasi/prediksi berupa polinom interpolasi dari data historis. Misalkan tersedia $n+1$titik data pada persamaan (1) [20], [21]:

$$(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n) \quad (1)$$

Selanjutnya hitung Polinom Newton (P_n) pada pesamaan (2):

$$P_n(x) = a_0 + a_1(x - x_0) + a_2(x - x_0)(x - x_1) + \cdots + a_n \prod_{k=0}^{n-1}(x - x_k) \quad (2)$$

Untuk koefisien $a_i$diperoleh dari *divided differences* pada persamaan (3):

$$f[x_i, \dots, x_{i+k}] = \frac{f[x_{i+1},\dots,x_{i+k}] - f[x_i,\dots,x_{i+k-1}]}{x_{i+k} - x_i} \quad (3)$$

Lalu hitung koefisien pada persamaan (4):

$$a_0 = f[x_0],\ a_1 = f[x_0, x_1],\ a_2 = f[x_0, x_1, x_2], \dots, a_n = f[x_0, \dots, x_n] \quad (4)$$

Nilai prediksi pada titik x^*(misalnya gaji bulan berikutnya) dihitung dengan persamaan (5):

$$\hat{y}(x^*) = P_n(x^*) \quad (5)$$

Metode Spline Kubik Hermite digunakan untuk membangun fungsi potongan kubik pada setiap interval $[x_i, x_{i+1}]$, menggunakan nilai fungsi dan kemiringan (turunan) di titik ujung. Diberikan dua titik bertetangga: (x_i, y_i), (x_{i+1}, y_{i+1}) dan turunan (slope) di titik tersebut dihitung pada persamaan (6) :

$$m_i = y'(x_i), m_{i+1} = y'(x_{i+1}) \quad (6)$$

Selanjutnya definisikan spline Hermite (h) pada persamaan 7:

$$h = x_{i+1} - x_i, t = \frac{x - x_i}{h}, 0 \le t \le 1 \quad (7)$$

Fungsi spline Hermite pada interval diukur dengan persamaan (8):

$$H(x) = (2t^3 - 3t^2 + 1)y_i + (t^3 - 2t^2 + t)\, h\, m_i + (-2t^3 + 3t^2)y_{i+1} + (t^3 - t^2)\, h\, m_{i+1} \quad (8)$$

Nilai prediksi pada x^*dihitung dengan memilih interval yang sesuai pada persamaan (9) :

$$\hat{y}(x^*) = H(x^*) \quad (9)$$

Jika x^*berada di luar domain data (ekstrapolasi), praktik umum adalah menggunakan interval terakhir $[x_{n-1}, x_n]$dan slope ujung m_{n-1}, m_nuntuk memperpanjang tren.

2.2.4 Perancangan antarmuka: menampilkan data historis, hasil prediksi, serta informasi pendukung (tabel/grafik) agar mudah dipahami pengguna. Output tahap ini adalah tampilan aplikasi yang sudah dapat melakukan prediksi berdasarkan metode yang dipilih.

```php
function linear_extrapolation($data, $predict_intervals): array
{
    $n = count(value: $data);
    $x_vals = [];
    $y_vals = [];
    foreach ($data as $point) {
        $x_vals[] = strtotime(datetime: $point['date']);
        $y_vals[] = $point['gaji'];
    }
    $n_values = count(value: $x_vals);
    $x_sum = array_sum(array: $x_vals);
    $y_sum = array_sum(array: $y_vals);
    $xy_sum = 0;
    $xx_sum = 0;
    for ($i = 0; $i < $n_values; $i++) {
        $xy_sum += $x_vals[$i] * $y_vals[$i];
        $xx_sum += $x_vals[$i] * $x_vals[$i];
    }
    $m = ($n_values * $xy_sum - $x_sum * $y_sum) / ($n_values * $xx_sum - $x_sum * $x_sum);
    $b = ($y_sum - $m * $x_sum) / $n_values;
    $hs_pred = [];
    foreach ($data as $point) {
        $x = strtotime(datetime: $point['date']);
        $y = $m * $x + $b;
        $hs_pred[] = [
            'date' => $point['date'],
            'gaji' => round(num: $y)
        ];
    }
    $future_predictions = [];
    $last_date = strtotime(datetime: end(array: &$data)['date']);
    $step = 6 * 30 * 24 * 60 * 60;
    for ($i = 1; $i <= $predict_intervals; $i++) {
        $future_x = $last_date + $i * $step;
        $future_y = $m * $future_x + $b;
        $future_predictions[] = [
            'date' => date(format: 'Y-m-d', timestamp: $future_x),
            'gaji' => round(num: $future_y)
        ];
    }
    return array_merge(arrays: $hs_pred, $future_predictions);
}
```

a. Algoritma Linear Newton

```php
function hermite_cubic_spline($data, $predict_intervals): array
{
    $n = count(value: $data);
    if ($n < 2) {
        return [];
    }
    $x_vals = [];
    $y_vals = [];
    foreach ($data as $point) {
        $x_vals[] = strtotime(datetime: $point['date']);
        $y_vals[] = $point['gaji'];
    }
    $hs_pred = [];
    foreach ($data as $point) {
        $fluct = 0;
        $fluctuated_gaji = $point['gaji'] + $fluct;
        $hs_pred[] = [
            'date' => $point['date'],
            'gaji' => round(num: $fluctuated_gaji),
        ];
    }
    $last_gaji = end(array: &$y_vals);
    $second_last_gaji = $y_vals[$n - 2];
    $rate_of_change = ($last_gaji - $second_last_gaji) / ($x_vals[$n - 1] - $x_vals[$n - 2]);
    $future_predictions = [];
    $last_date = end(array: &$x_vals);
    $step = 6 * 30 * 24 * 60 * 60;
    for ($i = 1; $i <= $predict_intervals; $i++) {
        $future_gaji = $last_gaji + $rate_of_change * ($i * 86400);
        $future_x = $last_date + $i * $step;
        $future_predictions[] = [
            'date' => date(format: 'Y-m-d', timestamp: $future_x),
            'gaji' => round(num: $future_gaji),
        ];
        $last_gaji = $future_gaji;
    }
    return array_merge(arrays: $hs_pred, $future_predictions);
}
```

b. Algoritma Spline Kubik Hermite

Gambar 4. Coding PHP Aplikasi Prediksi

2.3 Pengujian dan Evaluasi Prediksi

Tahap pengujian dilakukan untuk menilai kinerja metode prediksi yang diterapkan. Prosesnya mencakup:

a) Menentukan skenario uji (misalnya membandingkan hasil prediksi dengan data aktual pada periode tertentu).
b) Menjalankan perhitungan prediksi pada data uji.
c) Menghitung error menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) dan *Root Mean Squared Error* (RMSE). MSE digunakan untuk melihat rata-rata kuadrat kesalahan prediksi, sedangkan RMSE memberikan ukuran kesalahan dalam satuan yang sama dengan gaji sehingga lebih mudah diinterpretasikan. Output tahap ini adalah nilai MSE dan RMSE serta hasil prediksi yang dapat dibandingkan dengan data aktual. Jika tersedia data aktual y_i dianggap sebagai Gaji Real dan prediksi $\hat{y}_i$ sebagai nilai Ekstrapolasi, pada Ndata uji, maka dihitung pada persamaan (10) dan (11) [22]:

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (11)$$

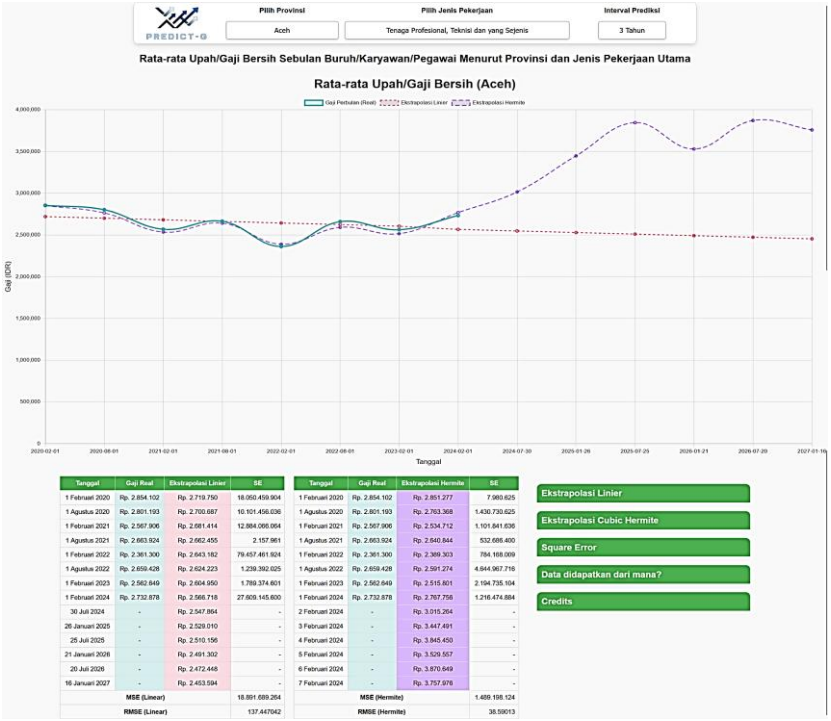
RMSE memberi interpretasi dalam satuan yang sama dengan gaji, sehingga lebih mudah dipahami.

2.4 Analisa dan Kesimpulan

Tahapan analisis hasil membahas keluaran sistem secara interpretatif. Pada tahapan ini mengevaluasi Kesesuaian hasil prediksi terhadap data aktual, mengukur nilai MSE/RMSE terhadap kualitas prediksi dan melakukan perbandingan karakteristik metode Newton dan Hermite dalam konteks data gaji (misalnya kestabilan hasil, kecenderungan mengikuti tren, dan sensitivitas terhadap perubahan data). Selain itu dibahas juga kelebihan aplikasi dari sisi pengguna, yaitu kemudahan akses berbasis web dan penyajian data yang informatif. Output tahap ini adalah pembahasan ilmiah yang menjawab rumusan masalah penelitian. Sementara hasil penelitian disimpulkan berdasarkan analisis sebelumnya, antara lain; Apakah aplikasi berhasil dibangun sesuai tujuan, seberapa baik metode prediksi bekerja berdasarkan metrik evaluasi., dan manfaat aplikasi bagi pengguna dalam memperoleh estimasi gaji yang mudah dipahami.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

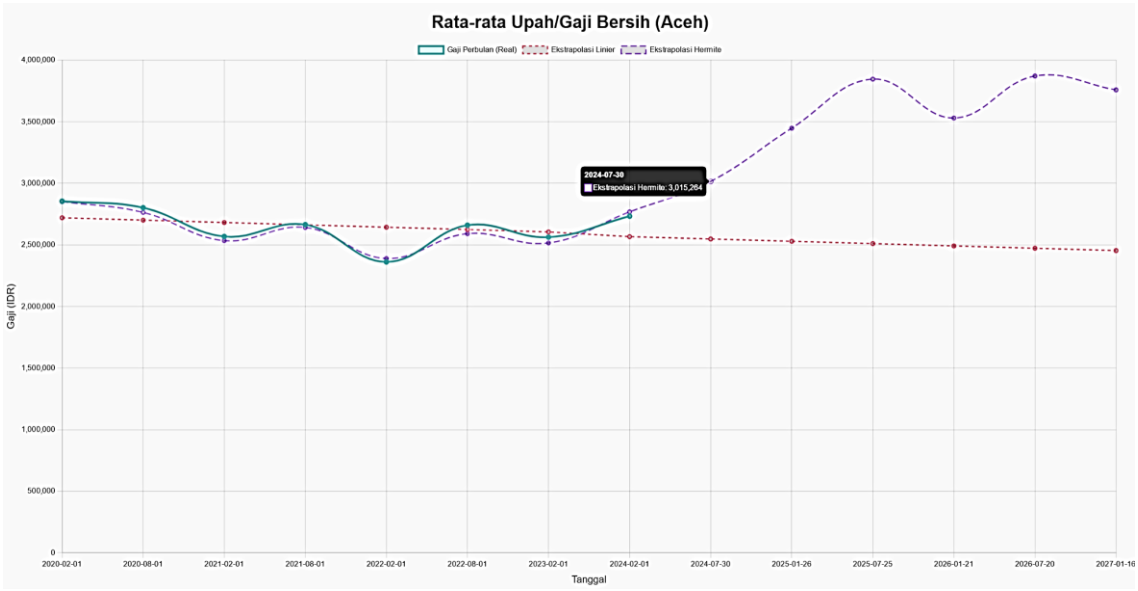
Bagian hasil dan pembahasan ini menyajikan keluaran yang diperoleh dari implementasi aplikasi prediksi gaji serta analisis terhadap kinerja metode prediksi yang digunakan. Hasil penelitian meliputi tampilan data historis gaji, nilai prediksi rata-rata gaji bersih bulanan untuk periode tertentu, serta hasil evaluasi akurasi menggunakan metrik MSE dan RMSE. Pada bagian pembahasan, hasil tersebut dianalisis untuk menilai kesesuaian antara nilai prediksi dan data aktual, serta untuk mengkaji efektivitas metode Newton dan spline kubik Hermite dalam memodelkan pola perubahan data gaji. Tampilan aplikasi dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Tampilan Aplikasi Prediksi Gaji

Pada Gambar 5 merupakan tampilan aplikasi prediksi gaji yang dihasilkan, tampilan tersebut menyajikan informasi prediksi rata-rata gaji bersih bulanan secara informatif dan mudah dipahami oleh pengguna. Pada bagian atas antarmuka, tersedia menu pemilihan provinsi, jenis pekerjaan, dan interval prediksi, yang memungkinkan pengguna menyesuaikan parameter analisis sesuai kebutuhan. Setelah parameter dipilih, sistem menampilkan grafik garis yang memperlihatkan perbandingan antara data gaji historis dan hasil prediksi. Grafik tersebut menampilkan beberapa kurva, yaitu kurva data aktual, kurva hasil prediksi menggunakan metode ekstrapolasi linier, serta kurva hasil prediksi menggunakan spline kubik Hermite, sehingga pengguna dapat dengan mudah membandingkan pola dan tren gaji dari masing-masing metode.

Di bawah grafik, aplikasi menampilkan tabel data yang memuat informasi tanggal, nilai gaji aktual, hasil prediksi, serta nilai kesalahan untuk setiap periode. Tabel ini disusun secara terpisah untuk masing-masing metode prediksi agar memudahkan analisis perbandingan. Pada bagian bawah tabel, ditampilkan nilai MSE dan RMSE sebagai indikator tingkat akurasi prediksi secara keseluruhan. Selain itu, di sisi kanan antarmuka tersedia tombol navigasi untuk memilih metode prediksi, melihat perhitungan error, serta informasi tambahan terkait sumber data dan kredensial aplikasi. Secara keseluruhan, tampilan aplikasi mengintegrasikan visualisasi grafik dan data numerik secara seimbang, sehingga mampu membantu pengguna memahami hasil prediksi gaji secara cepat, jelas, dan berbasis data, untuk grafik hasil prediksi dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6. Grafik Hasil Prediksi Gaji

Pada Gambar 6, menampilkan grafik hasil perbandingan antara data gaji historis dan hasil prediksi rata-rata gaji bersih bulanan di Provinsi Aceh berdasarkan dua metode, yaitu ekstrapolasi linier newton dan spline kubik Hermite. Pada bagian awal grafik, kurva data historis (aktual) menunjukkan fluktuasi gaji yang relatif moderat, dengan kecenderungan menurun pada periode tertentu dan kembali meningkat secara bertahap hingga awal tahun 2024. Pola ini mencerminkan bahwa perubahan gaji tidak bersifat linier sempurna, melainkan dipengaruhi oleh dinamika ekonomi dan faktor eksternal lainnya. Sumbu X (horizontal) merepresentasikan waktu (tanggal/periode) dalam format bulanan, yang menunjukkan urutan periode data historis hingga periode prediksi. Sumbu ini digunakan untuk menggambarkan perubahan rata-rata gaji bersih dari waktu ke waktu, mulai dari periode awal data historis hingga beberapa periode ke depan sebagai hasil prediksi. Dengan demikian, pergerakan kurva dari kiri ke kanan mencerminkan dinamika gaji berdasarkan urutan waktu.

Sementara itu, sumbu Y (vertikal) menunjukkan nilai rata-rata upah/gaji bersih bulanan yang dinyatakan dalam satuan Rupiah (Rp). Skala pada sumbu Y digunakan untuk memperlihatkan besar kecilnya nilai gaji, sehingga memudahkan pengguna dalam membandingkan tingkat gaji antarperiode maupun antara data aktual dan hasil prediksi dari masing-masing metode.

Berdasarkan visualisasi grafik, nilai terendah gaji bersih berada pada periode ketika kurva data historis mencapai titik terendahnya, yaitu sekitar Rp2,4–2,5 juta, yang terjadi pada salah satu periode pertengahan data historis. Sebaliknya, nilai tertinggi terlihat pada hasil prediksi menggunakan metode spline kubik Hermite, di mana gaji diproyeksikan meningkat hingga mendekati Rp3,8–3,9 juta pada periode prediksi selanjutnya. Rentang nilai ini menunjukkan adanya tren kenaikan gaji pada masa mendatang menurut metode Hermite, sekaligus memperlihatkan perbedaan skala dan karakteristik hasil prediksi dibandingkan dengan metode ekstrapolasi linier yang relatif lebih stabil dan cenderung menurun.

Tanggal	Gaji Real	Ekstrapolasi Linier	SE
1 Februari 2020	Rp. 2.854.102	Rp. 2.719.750	18.050.459.904
1 Agustus 2020	Rp. 2.801.193	Rp. 2.700.687	10.101.456.036
1 Februari 2021	Rp. 2.567.906	Rp. 2.681.414	12.884.066.064
1 Agustus 2021	Rp. 2.663.924	Rp. 2.662.455	2.157.961
1 Februari 2022	Rp. 2.361.300	Rp. 2.643.182	79.457.461.924
1 Agustus 2022	Rp. 2.659.428	Rp. 2.624.223	1.239.392.025
1 Februari 2023	Rp. 2.562.649	Rp. 2.604.950	1.789.374.601
1 Februari 2024	Rp. 2.732.878	Rp. 2.566.718	27.609.145.600
30 Juli 2024	-	Rp. 2.547.864	-
26 Januari 2025	-	Rp. 2.529.010	-
25 Juli 2025	-	Rp. 2.510.156	-
21 Januari 2026	-	Rp. 2.491.302	-
20 Juli 2026	-	Rp. 2.472.448	-
16 Januari 2027	-	Rp. 2.453.594	-
MSE (Linear)			18.891.689.264
RMSE (Linear)			137.447042

(a)

Tanggal	Gaji Real	Ekstrapolasi Hermite	SE
1 Februari 2020	Rp. 2.854.102	Rp. 2.851.277	7.980.625
1 Agustus 2020	Rp. 2.801.193	Rp. 2.763.368	1.430.730.625
1 Februari 2021	Rp. 2.567.906	Rp. 2.534.712	1.101.841.636
1 Agustus 2021	Rp. 2.663.924	Rp. 2.640.844	532.686.400
1 Februari 2022	Rp. 2.361.300	Rp. 2.389.303	784.168.009
1 Agustus 2022	Rp. 2.659.428	Rp. 2.591.274	4.644.967.716
1 Februari 2023	Rp. 2.562.649	Rp. 2.515.801	2.194.735.104
1 Februari 2024	Rp. 2.732.878	Rp. 2.767.756	1.216.474.884
30 Juli 2024	-	Rp. 3.015.264	-
26 Januari 2025	-	Rp. 3.447.491	-
25 Juli 2025	-	Rp. 3.845.450	-
21 Januari 2026	-	Rp. 3.529.557	-
20 Juli 2026	-	Rp. 3.870.649	-
16 Januari 2027	-	Rp. 3.757.976	-
MSE (Hermite)			1.489.198.124
RMSE (Hermite)			38.59013

(b)

Gambar 7. Tabel Hasil Prediksi; a). Metode Linear Newton, b). Metode Hermite

Gambar 7 menampilkan hasil prediksi rata-rata gaji bersih bulanan menggunakan dua metode, yaitu ekstrapolasi linier dan spline kubik Hermite, menunjukkan perbedaan karakteristik dan tingkat akurasi yang cukup signifikan. Pada metode ekstrapolasi linier newton, nilai prediksi cenderung membentuk pola menurun secara perlahan seiring bertambahnya periode waktu. Hal ini terlihat dari hasil prediksi setelah Februari 2024 hingga Januari 2027 yang terus mengalami penurunan dari sekitar Rp2,56 juta menjadi sekitar Rp2,45 juta. Metode ini menghasilkan nilai MSE sebesar 18.891.689.264 dan RMSE sebesar 137.447,042, dengan rata – rata gaji sebesar Rp. 2.650.422,38, yang menunjukkan bahwa selisih antara nilai prediksi dan data gaji aktual relatif besar. Kondisi ini mengindikasikan bahwa ekstrapolasi linier kurang mampu menangkap fluktuasi dan pola perubahan gaji yang tidak sepenuhnya bersifat linier.

Sebaliknya, metode spline kubik Hermite menghasilkan prediksi yang lebih mendekati nilai gaji aktual pada periode historis dan menunjukkan tren meningkat pada periode prediksi ke depan. Nilai prediksi Hermite pada data historis cenderung mengikuti pola naik-turun data aktual secara lebih halus, sehingga kesalahan prediksi menjadi lebih kecil. Hal ini tercermin dari nilai MSE sebesar 1.489.198.124 dan RMSE sebesar 38,59013 dengan rata – rata gaji sebesar Rp. 2.631.791,88, yang jauh lebih rendah dibandingkan metode ekstrapolasi linier. Pada periode prediksi setelah Februari 2024, metode Hermite memproyeksikan kenaikan gaji hingga mencapai kisaran Rp3,75–3,87 juta pada tahun 2026–2027, yang menunjukkan sensitivitas metode ini terhadap tren kenaikan data historis terakhir.

Nilai MSE yang sangat besar pada metode Newton menunjukkan bahwa metode tersebut tidak dapat diterima untuk aplikasi prediksi gaji, meskipun valid secara matematis. Dalam konteks penggajian, error yang besar berdampak langsung pada pengambilan keputusan ekonomi dan perencanaan anggaran. Perbedaan MSE yang ekstrem disebabkan oleh sifat interpolasi polinomial global pada metode Newton yang sangat sensitif terhadap titik batas data, sehingga pada proses ekstrapolasi cenderung mengalami osilasi dan amplifikasi error. Sebaliknya, metode Spline Kubik Hermite bersifat lokal dan menjaga kontinuitas nilai, menghasilkan prediksi yang lebih stabil dengan varians dan interval yang lebih kecil.

Metode Hermite memprediksi kenaikan gaji hingga sekitar Rp3,8 juta yang selaras dengan tren ekonomi dan kenaikan upah, sementara metode Newton justru memprediksi penurunan hingga sekitar Rp2,4 juta yang tidak realistis secara ekonomi. Perbedaan signifikan ini menunjukkan bahwa hasil prediksi Newton lebih matematis dan bersifat polinomial daripada representasi tren gaji yang sebenarnya. Dengan demikian, secara statistik, matematis, dan

kontekstual perubahan ekonomi, metode Spline Kubik Hermite lebih layak digunakan sebagai metode untuk memprediksi gaji bulanan di Indonesia.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan aplikasi web prediksi gaji sebagai sistem prediksi rata-rata gaji bersih bulanan berdasarkan data historis per provinsi di Indonesia. Sistem dikembangkan dengan mengintegrasikan metode komputasi numerik, yaitu ekstrapolasi linier dan spline kubik Hermite, serta dilengkapi dengan visualisasi grafik, tabel data, dan evaluasi akurasi untuk mendukung pemahaman pengguna terhadap hasil prediksi.

Berdasarkan hasil pengujian pada data gaji historis, metode ekstrapolasi linier menghasilkan nilai MSE sebesar 18.891.689.264 dan RMSE sebesar 137.447,042. Nilai kesalahan yang relatif besar tersebut menunjukkan bahwa metode ekstrapolasi linier kurang mampu merepresentasikan pola perubahan gaji yang bersifat fluktuatif, karena cenderung menghasilkan tren prediksi yang datar dan menurun. Sebaliknya, metode spline kubik Hermite menunjukkan kinerja yang lebih baik dengan nilai MSE sebesar 1.489.198.124 dan RMSE sebesar 38,59013, yang secara signifikan lebih kecil dibandingkan metode ekstrapolasi linier. Hal ini menandakan bahwa metode Hermite mampu mengikuti pola data historis dan menghasilkan prediksi yang lebih stabil.

Selain itu, hasil prediksi menunjukkan perbedaan tren yang jelas antara kedua metode. Metode ekstrapolasi linier memproyeksikan penurunan gaji hingga sekitar Rp2,45 juta pada periode 2026–2027, sedangkan metode spline kubik Hermite memproyeksikan kenaikan gaji hingga kisaran Rp3,75–3,87 juta pada periode yang sama. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa metode spline kubik Hermite lebih akurat dan lebih representatif dalam memprediksi rata-rata gaji bersih bulanan dibandingkan metode ekstrapolasi linier. Aplikasi prediksi gaji yang dikembangkan dalam penelitian ini dinilai efektif sebagai alat bantu estimasi gaji yang informatif, mudah digunakan, dan berbasis data, serta berpotensi dikembangkan lebih lanjut dengan penambahan metode prediksi dan data yang lebih luas.

5. SARAN

Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas dan memperbarui data historis gaji agar model prediksi memiliki representasi data yang lebih kuat. Selain itu, diperlukan perbandingan dengan metode prediksi lain, seperti regresi nonlinier atau metode time series, guna mengevaluasi kinerja metode Newton dan spline kubik Hermite secara lebih komprehensif. Evaluasi akurasi juga dapat ditingkatkan dengan menambahkan metrik kesalahan lain, seperti MAE atau MAPE, serta menerapkan pembagian data latih dan data uji secara terpisah. Dari sisi sistem, pengembangan lebih lanjut dapat difokuskan pada peningkatan visualisasi dan optimalisasi proses komputasi agar aplikasi prediksi lebih efisien dan skalabel.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada LLDIKTI wilayah II, Universitas Indo Global Mandiri, P3M UIGM, dan Politeknik Negeri Sriwijaya untuk kontribusi dalam penyelesaian penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

[1] L. Rahmadi, Hadiyanto, R. Sanjaya, and A. Prambayun, “Crop Prediction Using Machine Learning with CRISP-DM Approach,” *Proc. Data Anal. Manag. Springer*, vol. 3, pp. 399–

421, 2023.
[2] D. A. Verano, Husnawati, and Ermatita, “Implementation of Autoregressive Integrated Moving Average Model to Forecast Raw Material Stock in The Digital Printing Industry,” *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 13–22, 2020.
[3] P. S. Aithal, S. P. N, and S. Aithal, *Future of Higher Education through Technology Prediction and Forecasting*. 2024.
[4] I. Saluza *et al.*, “Prediksi Harga Saham Menggunakan Empirical Mode Decomposition dan Feed Forward Neural Networks,” *JUPITER*, vol. 15, no. 2, pp. 961–969, 2023.
[5] O. M. Oluoha, A. Odeshina, O. Reis, V. Attipoe, and O. H. Orieno, “Optimizing Business Decision-Making with Advanced Data Analytics Techniques,” vol. 6, no. 5, pp. 184–203, 2022.
[6] H. Wang, “Career success and geographical location : A systematic review and future research agenda,” no. October 2024, pp. 174–195, 2025.
[7] Hardika, Martanto, A. R. Dikananda, and Mulyawan, “Algoritma Regresi Linier Untuk Meningkatkan Model Prediksi Penjualan pada Toko Devanjayaban,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 13, no. 2, pp. 913–921, 2025.
[8] U. Lathifah *et al.*, “IMPLEMENTASI METODE LINEAR REGRESSION UNTUK PREDIKSI,” vol. 8, no. 1, pp. 1129–1137, 2024.
[9] O. K. Sari and A. A. Sari, “Prediksi Kunjungan Wisatawan dengan Random Forest Berbasis Data Historis dan Eksternal,” pp. 328–335, 2025.
[10] H. Zheng, J. Wu, R. Song, L. Guo, and Z. Xu, “Predicting Financial Enterprise Stocks and Economic Data Trends Using Machine Learning Time Series Analysis,” 2024.
[11] G. A. Syafarina, T. W. Qur’ana, and G. Mahalisa, “Prediksi Prospek Harga Real Estate di Masa Pandemi dengan 3 Atribut Berbasis Algoritma Linear Regression,” *JUPITER*, vol. 14, no. 2, pp. 603–608, 2022.
[12] G. Kobayashi, S. Sugasawa, and Y. Kawakubo, “Spatio-temporal smoothing, interpolation and prediction of income distributions based on grouped data,” pp. 1–52.
[13] M. H. Birnbaum, “Contextual effects in salary satisfaction,” vol. 18, pp. 1–25, 2023.
[14] F. Eichinger and M. Mayer, “Predicting Salaries with Random-Forest Regression,” pp. 1–21.
[15] H. A. Abdulmohsin, H. Bahjat, A. Wahab, A. Mohssen, and J. Abdul, “A Novel Classi fi cation Method with Cubic Spline Interpolation,” 2022.
[16] R. Ilyasov, “The Impact of Economic Growth on the Dynamics of Carbon Emissions in the United States : Spline Analysis,” vol. 02055, 2023.
[17] A. Idris and A. R. Razak, “ENERGY TRANSITION , GREEN GROWTH AND EMISSION ON ECONOMIC GROWTH USING SPLINE APPROACH : EVIDENCE FROM ASIA-PASIFIC COUNTRIES,” vol. 13, no. 2, pp. 139–159, 2025.
[18] Y. Duan, J. S. Edwards, and M. X. Xu, “Web-based Expert Systems : Benefits and Challenges Web-based Expert Systems : Benefits and Challenges,” pp. 1–30, 2004.
[19] Y. Dian, “Pengembangan Sistem Informasi Penggajian Karyawan Berbasis Web Untuk Meningkatkan Efisiensi Di PT Satu Nusa Lintas Persada,” vol. 5, no. 2, 2025.
[20] A. S. El-Bakry, R. A. Tapia, Y. Zhang, and T. Tsuciya, “On the Formulation and Theory of the Newton Interior-Point Method for Nonlinear Programming.”
[21] J. A. N. Albersmeyer and M. Diehl, “THE LIFTED NEWTON METHOD AND ITS APPLICATION IN OPTIMIZATION,” vol. 20, no. 3, pp. 1655–1684, 2011.
[22] D. Chicco, M. J. Warrens, and G. Jurman, “The coef fi cient of determination R-squared is more informative than SMAPE , MAE , MAPE , MSE and RMSE in regression analysis evaluation,” pp. 1–24, 2021.