

Simulasi dan Evaluasi Data Kesehatan Ayam Petelur Berbasis Parameter Multidimensi

Muhammad Fadhil Abdullah
122490012
Kecerdasan Buatan

Abstrak

Penelitian ini fokus pada pengembangan sebuah sistem simulasi data kesehatan ayam petelur dengan pendekatan multidimensi, yang mencakup berbagai parameter penting seperti aspek fisiologis, nutrisi, produksi, perilaku, kondisi lingkungan, serta indikator kesehatan sistemik ayam. Pengembangan sistem ini bertujuan untuk menghasilkan dataset sintetik yang memiliki tingkat realisme tinggi, sehingga dapat menjadi dasar yang kuat dalam pengembangan model prediktif kesehatan unggas.

Proses simulasi data dilakukan dengan menggunakan distribusi statistik, khususnya distribusi normal, untuk merepresentasikan variabilitas alami dari setiap parameter yang diukur. Setiap parameter tersebut kemudian dianalisis untuk menentukan status kesehatan ayam berdasarkan aturan yang ditetapkan, berupa ambang batas atau threshold yang merefleksikan kondisi sehat maupun tidak sehat. Pendekatan ini memungkinkan identifikasi pola kesehatan unggas secara komprehensif, dengan menggabungkan berbagai aspek yang saling berkaitan dalam ekosistem peternakan ayam petelur.

Dataset hasil simulasi ini selanjutnya diolah dan dianalisis untuk memahami distribusi data, hubungan antar variabel, serta potensi pola yang dapat dimanfaatkan dalam pengembangan algoritma machine learning untuk prediksi kondisi kesehatan ayam secara real-time. Dengan adanya data sintetik ini, pengujian model prediksi kesehatan dapat dilakukan secara efektif tanpa ketergantungan pada data lapangan yang sering kali sulit didapatkan dalam jumlah besar dan dengan variabilitas yang cukup.

Lebih lanjut, sistem simulasi ini diharapkan dapat menjadi alat bantu penting dalam riset dan aplikasi praktis di bidang peternakan ayam petelur, khususnya dalam mendukung pengambilan keputusan berbasis data untuk meningkatkan produktivitas dan kesejahteraan ternak secara keseluruhan. Penelitian ini juga membuka peluang pengembangan lebih lanjut, seperti integrasi data sensor IoT dan algoritma kecerdasan buatan untuk pemantauan kesehatan ayam yang lebih akurat dan adaptif terhadap perubahan kondisi lingkungan dan manajemen peternakan.

1. Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Ayam petelur memegang peranan vital sebagai salah satu sumber protein hewani yang sangat penting bagi pemenuhan kebutuhan gizi manusia, terutama melalui produksi telur yang kaya akan nutrisi. Kesehatan ayam petelur secara langsung memengaruhi tingkat produktivitasnya, baik dari segi jumlah maupun kualitas telur yang dihasilkan. Kondisi kesehatan yang baik akan menjamin ayam mampu bertelur secara optimal, sementara gangguan kesehatan dapat menurunkan produksi serta kualitas telur, bahkan berpotensi menimbulkan kerugian ekonomi bagi peternak.

Pengawasan kesehatan ayam petelur secara konvensional yang dilakukan dengan metode manual memiliki keterbatasan, terutama ketika diaplikasikan pada skala peternakan yang besar. Metode ini sering kali memerlukan tenaga kerja intensif, rentan terhadap kesalahan manusia, dan sulit untuk dilakukan secara kontinu sehingga kurang efektif dalam mendeteksi perubahan kondisi kesehatan secara cepat dan akurat. Di samping itu, variabilitas individu ayam dan kompleksitas faktor yang memengaruhi kesehatan membuat pemantauan manual semakin tidak memadai untuk menjaga standar produksi yang tinggi.

Dalam konteks tersebut, pengembangan sistem pengawasan kesehatan otomatis berbasis teknologi informasi dan data menjadi solusi yang sangat dibutuhkan. Salah satu langkah awal yang krusial adalah membangun dataset yang komprehensif dan realistis sebagai dasar pengujian dan pengembangan model prediktif. Namun, data kesehatan ayam yang lengkap dan variatif sering sulit diperoleh secara langsung dari lapangan karena keterbatasan sumber daya, waktu, dan biaya.

Oleh karena itu, simulasi data kesehatan ayam petelur yang menggunakan parameter multidimensi menjadi pendekatan penting dan strategis. Data simulasi ini tidak hanya memungkinkan penciptaan dataset dalam jumlah besar dengan berbagai variasi kondisi, tetapi juga memungkinkan kontrol yang lebih baik terhadap skenario kesehatan ayam yang berbeda-beda. Dengan dataset sintetik ini, sistem pengawasan otomatis dapat diuji, dikembangkan, dan disempurnakan dengan lebih efisien sebelum diaplikasikan dalam lingkungan nyata.

Penggunaan parameter multidimensi—meliputi aspek fisiologis, nutrisi, produksi, perilaku, serta kondisi lingkungan—memastikan bahwa data simulasi yang dihasilkan mampu mencerminkan kompleksitas nyata yang dihadapi di peternakan ayam petelur. Hal ini sangat penting agar sistem pengawasan otomatis dapat beradaptasi dengan perubahan kondisi dan memberikan prediksi yang akurat untuk mendukung pengelolaan kesehatan unggas secara optimal.

1.2 Rumusan Masalah

- Bagaimana membangkitkan data sintetik yang realistis?
- Parameter apa saja yang menentukan status kesehatan ayam?
- Bagaimana menetapkan aturan penentuan status kesehatan?
- Pola distribusi seperti apa yang muncul dari data simulasi?

1.3 Tujuan Penelitian

- Membuat dataset sintetik multidimensi ayam petelur.
- Menentukan status kesehatan otomatis dengan aturan ambang batas.
- Memberikan dasar untuk pengembangan sistem prediksi kesehatan unggas.
- Menganalisis pola distribusi data hasil simulasi.

2. Metodologi

2.1 Pendekatan Umum

Pendekatan dalam penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman Python sebagai platform utama untuk melakukan simulasi data kesehatan ayam petelur. Python dipilih karena kemampuannya yang luas dalam pengolahan data dan ketersediaan pustaka-pustaka yang mendukung analisis serta pemodelan data secara efisien. Beberapa pustaka utama yang digunakan antara lain numpy, pandas, dan scikit-learn, yang masing-masing memiliki peran penting dalam proses simulasi dan pengolahan dataset.

Numpy digunakan sebagai alat utama untuk melakukan operasi numerik dan manipulasi array, termasuk dalam menghasilkan data sintetik berdasarkan distribusi probabilitas tertentu. Dalam penelitian ini, distribusi normal (Gaussian distribution) menjadi dasar untuk mensimulasikan berbagai parameter fisiologis dan lingkungan yang nyata, seperti suhu tubuh ayam, tingkat kelembapan, dan konsentrasi nutrisi. Penggunaan distribusi normal memungkinkan model simulasi merefleksikan variabilitas alami dan variasi statistik yang sering ditemukan dalam data nyata.

Pandas digunakan untuk mengorganisir data hasil simulasi ke dalam format tabel yang mudah diolah, dianalisis, dan disimpan. Dengan struktur data DataFrame yang dimiliki pandas, peneliti dapat dengan mudah melakukan manipulasi data, seperti pengelompokan, pemfilteran, hingga visualisasi awal, yang sangat membantu dalam proses eksplorasi dan validasi data simulasi.

Sementara itu, pustaka scikit-learn berperan penting dalam tahap lanjutan, khususnya untuk persiapan dataset bagi pengembangan model prediktif kesehatan ayam. Dengan scikit-learn, peneliti dapat melakukan preprocessing data, pembagian data menjadi set pelatihan dan pengujian, serta menguji algoritma machine learning untuk mendeteksi pola kesehatan berdasarkan parameter yang telah disimulasikan.

Melalui kombinasi pustaka-pustaka ini, proses simulasi data menjadi terstruktur dan sistematis, memungkinkan penciptaan dataset sintetik yang tidak hanya realistis tetapi juga siap digunakan untuk pengembangan sistem pengawasan kesehatan otomatis. Metode ini juga mempermudah reproduksi hasil simulasi dan integrasi dengan aplikasi-aplikasi analitik lainnya yang dapat mendukung pengambilan keputusan dalam manajemen peternakan ayam petelur.

2.2 Parameter Simulasi

Parameter terdiri atas:

- Fisiologis (suhu tubuh, detak jantung, laju pernapasan)

- Nutrisi (berat badan, asupan pakan, protein, vitamin)
- Produksi (jumlah telur, berat telur, kualitas telur)
- Perilaku (aktivitas, perilaku sosial, grooming)
- Lingkungan (suhu kandang, kelembaban, cahaya)
- Kesehatan (respons imun, stres, beban parasit)

2.3 Penentuan Status Kesehatan

2.3 Penentuan Status Kesehatan

Penentuan status kesehatan ayam petelur dalam sistem simulasi ini dilakukan menggunakan pendekatan aturan berbasis ambang batas (threshold-based rules). Metode ini melibatkan penetapan nilai ambang atau batas tertentu pada setiap parameter kesehatan yang telah disimulasikan, yang berfungsi sebagai kriteria untuk mengkategorikan kondisi ayam menjadi sehat atau tidak sehat.

Setiap parameter fisiologis, nutrisi, produksi, perilaku, dan lingkungan memiliki rentang nilai yang dianggap normal atau sehat berdasarkan standar yang telah ditentukan sebelumnya. Ketika nilai parameter tersebut berada dalam rentang sehat, ayam dianggap dalam kondisi sehat. Sebaliknya, jika nilai parameter melewati ambang batas yang telah ditentukan—baik melebihi batas atas maupun di bawah batas bawah—maka ayam tersebut diklasifikasikan dalam status tidak sehat.

Pendekatan ini memungkinkan identifikasi dini terhadap kondisi kesehatan ayam yang berpotensi menurun sebelum muncul gejala klinis yang jelas. Contohnya, jika suhu tubuh ayam melebihi batas normal atau kadar nutrisi tertentu berada di bawah nilai minimal, sistem secara otomatis memberikan label status tidak sehat pada ayam tersebut. Pengklasifikasian ini menjadi dasar bagi langkah selanjutnya dalam sistem prediksi atau intervensi kesehatan.

Selain itu, aturan ambang batas juga dapat disesuaikan dan diperbarui sesuai dengan hasil pengamatan lapangan atau penelitian terbaru untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Dengan menggunakan aturan yang jelas dan mudah diimplementasikan ini, sistem simulasi dapat menghasilkan data status kesehatan yang konsisten dan mudah dianalisis untuk pengembangan model machine learning dan sistem monitoring kesehatan otomatis.

Metode ini juga mendukung fleksibilitas dalam pengelolaan data, memungkinkan pengujian berbagai skenario kesehatan dengan variasi ambang batas yang berbeda sehingga dapat mensimulasikan berbagai kondisi nyata yang mungkin dialami oleh ayam petelur di lapangan.

2.4 Normalisasi dan Pembagian Data

Data hasil simulasi terlebih dahulu mengalami proses normalisasi menggunakan metode StandardScaler sebelum digunakan dalam pengembangan model prediksi kesehatan ayam petelur. StandardScaler berfungsi untuk mengubah skala data sehingga setiap fitur memiliki rata-rata nol ($\text{mean} = 0$) dan standar deviasi satu ($\text{standard deviation} = 1$). Proses ini penting dilakukan untuk memastikan bahwa semua parameter dengan rentang nilai yang berbeda dapat

diperlakukan secara setara oleh algoritma machine learning, sehingga meningkatkan performa dan stabilitas model yang akan dibangun.

Setelah data dinormalisasi, langkah selanjutnya adalah pembagian dataset menjadi dua subset utama, yaitu data pelatihan (training set) dan data pengujian (test set). Pembagian ini dilakukan dengan proporsi 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data uji. Data pelatihan digunakan untuk melatih model prediktif agar dapat mempelajari pola dan hubungan antar parameter kesehatan yang memengaruhi status ayam. Sementara data uji digunakan sebagai acuan evaluasi performa model setelah pelatihan, untuk mengukur akurasi dan kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data yang sebelumnya belum pernah dilihat.

Pembagian dataset secara proporsional ini penting agar model yang dikembangkan dapat diuji secara objektif dan tidak mengalami overfitting, yaitu kondisi di mana model hanya bekerja baik pada data pelatihan namun gagal melakukan generalisasi pada data baru. Dengan demikian, proses normalisasi dan pembagian dataset menjadi fondasi penting dalam rangkaian pengolahan data dan pengembangan sistem prediksi kesehatan ayam yang handal dan akurat.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Distribusi Parameter

Hasil simulasi data yang dilakukan pada 1000 sampel ayam petelur menunjukkan variasi nilai parameter yang mencerminkan kondisi kesehatan yang beragam, mulai dari rentang nilai yang dianggap sehat hingga nilai yang masuk dalam kategori tidak sehat. Distribusi parameter tersebut menggambarkan representasi realistis dari kondisi fisiologis, nutrisi, produksi, perilaku, serta lingkungan yang dialami oleh ayam dalam skenario peternakan nyata.

Analisis distribusi parameter ini penting untuk memastikan bahwa data sintetik yang dihasilkan memiliki tingkat variasi yang cukup dan mencerminkan heterogenitas yang biasanya ditemukan pada populasi ayam petelur. Misalnya, distribusi suhu tubuh, tingkat konsumsi pakan, kadar kelembapan udara, hingga frekuensi aktivitas perilaku dapat dilihat menyebar secara normal dalam rentang yang diharapkan, dengan beberapa nilai ekstrem yang menunjukkan kondisi ayam yang kurang sehat atau stres akibat faktor lingkungan.

Visualisasi distribusi data menggunakan histogram, boxplot, atau plot distribusi kernel (KDE) memperlihatkan pola sebaran data yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi outlier, modus, serta simpangan baku dari setiap parameter. Informasi ini sangat berharga dalam tahap validasi dataset simulasi, sekaligus memberikan gambaran awal mengenai potensi parameter mana yang memiliki pengaruh signifikan terhadap status kesehatan ayam.

Selain itu, distribusi parameter yang baik dan variatif memungkinkan pengembangan model prediktif kesehatan unggas yang lebih robust dan adaptif. Dengan adanya data yang mencakup berbagai kondisi, model machine learning yang dibangun dapat belajar dari pola yang kompleks dan heterogen, sehingga mampu memberikan prediksi yang akurat pada kondisi nyata yang beragam di lapangan.

3.2 Pola Status Kesehatan

Berdasarkan hasil klasifikasi menggunakan aturan ambang batas pada data simulasi, sekitar 65% dari total populasi ayam petelur yang disimulasikan dikategorikan dalam kondisi sehat. Kategori sehat ini mencerminkan bahwa nilai parameter fisiologis, nutrisi, produksi, perilaku, dan lingkungan berada dalam rentang yang telah ditetapkan sebagai batas normal atau ideal.

Sementara itu, sekitar 35% ayam lainnya masuk dalam kategori tidak sehat, yang berarti satu atau lebih parameter yang dimilikinya melewati ambang batas yang telah ditentukan, baik melebihi batas atas maupun di bawah batas bawah. Proporsi ini menunjukkan bahwa simulasi berhasil menciptakan variasi kondisi kesehatan ayam yang realistis, dengan sebagian ayam mengalami potensi gangguan kesehatan yang perlu mendapatkan perhatian lebih lanjut.

Distribusi proporsi ini penting dalam pengujian dan pengembangan model prediksi kesehatan, karena mencerminkan keseimbangan antara kelas sehat dan tidak sehat yang akan membantu model dalam belajar melakukan klasifikasi secara efektif tanpa bias terhadap salah satu kategori. Dengan demikian, data simulasi ini dapat menjadi dasar yang kuat untuk mengembangkan sistem pengawasan kesehatan ayam petelur yang mampu mengidentifikasi kondisi tidak sehat secara cepat dan akurat.

3.3 Analisis Korelasi

Parameter produksi telur memiliki hubungan yang erat dengan asupan nutrisi yang diterima oleh ayam petelur. Nutrisi yang mencukupi dan seimbang sangat penting untuk memastikan proses fisiologis yang optimal dalam tubuh ayam, sehingga dapat meningkatkan kuantitas dan kualitas produksi telur. Kekurangan nutrisi tertentu, seperti protein, vitamin, atau mineral, dapat menyebabkan penurunan produksi telur serta menurunnya kualitas cangkang dan kandungan nutrisi dalam telur itu sendiri.

Selain itu, tingkat stres yang dialami ayam berpengaruh negatif terhadap perilaku sosial dan aktivitas grooming. Stres yang disebabkan oleh faktor lingkungan, kepadatan kandang, atau gangguan kesehatan dapat menurunkan interaksi sosial yang sehat antar ayam serta mengurangi frekuensi grooming, yang merupakan perilaku penting untuk menjaga kebersihan dan kesehatan bulu serta kulit. Penurunan perilaku grooming ini juga dapat meningkatkan risiko infeksi kulit dan parasit.

Kondisi kelembaban lingkungan yang tinggi juga berkontribusi secara signifikan dalam meningkatkan beban parasit pada ayam petelur. Kelembaban yang berlebihan menciptakan lingkungan yang kondusif bagi perkembangan dan penyebaran parasit seperti kutu dan tungau, yang dapat mengganggu kesehatan kulit dan menurunkan kenyamanan ayam. Beban parasit yang tinggi ini berpotensi menyebabkan iritasi, luka, dan penurunan performa produksi, sehingga perlu mendapat perhatian khusus dalam manajemen lingkungan kandang.

3.4 Implikasi

Dataset simulasi yang dihasilkan dari penelitian ini memiliki potensi besar untuk menjadi dasar pengembangan sistem prediksi kesehatan ayam petelur yang lebih canggih dan terintegrasi. Dengan menggunakan data sintetik yang mencakup berbagai parameter multidimensi, sistem prediksi kesehatan dapat dikembangkan berbasis teknologi sensor dan kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI).

Implementasi teknologi sensor memungkinkan pengumpulan data kesehatan ayam secara real-time dan kontinu dari berbagai aspek, seperti suhu tubuh, aktivitas perilaku, tingkat kelembaban lingkungan, dan parameter nutrisi. Data sensor ini kemudian dapat dianalisis menggunakan algoritma AI yang telah dilatih dengan dataset simulasi untuk mendeteksi pola-pola awal yang mengindikasikan perubahan kondisi kesehatan ayam.

Sistem prediksi kesehatan berbasis AI ini sangat penting dalam mendukung deteksi dini gangguan kesehatan sebelum gejala klinis muncul secara jelas, sehingga memungkinkan intervensi yang lebih cepat dan tepat sasaran. Dengan demikian, pengelolaan peternakan dapat dilakukan secara lebih efisien, mengurangi risiko kehilangan produksi akibat penyakit, serta meningkatkan kesejahteraan ayam secara keseluruhan.

Selain itu, dataset simulasi ini juga memberikan fleksibilitas dalam pengujian dan pengembangan model prediksi tanpa ketergantungan pada data lapangan yang sering kali sulit diperoleh secara lengkap dan konsisten. Hal ini mempercepat proses inovasi teknologi dalam manajemen kesehatan unggas dan membuka peluang untuk pengembangan sistem pengawasan otomatis yang dapat diadaptasi pada berbagai skala peternakan.

.

4. Kesimpulan

4.1 Ringkasan

Simulasi data multidimensi terbukti sangat efektif dalam membangun dataset yang realistis dan komprehensif untuk kebutuhan pengembangan sistem kesehatan ayam petelur. Dengan memasukkan berbagai parameter yang mencakup aspek fisiologis, nutrisi, produksi, perilaku, serta kondisi lingkungan, simulasi ini mampu mereplikasi kompleksitas nyata yang dialami oleh populasi ayam di peternakan.

Pendekatan ini tidak hanya memungkinkan penggambaran variasi dan dinamika kondisi kesehatan ayam secara lebih akurat, tetapi juga mendukung proses otomatisasi dalam penentuan status kesehatan unggas. Melalui aturan ambang batas yang diterapkan pada setiap parameter, sistem dapat secara otomatis mengklasifikasikan kondisi ayam sebagai sehat atau tidak sehat tanpa perlu intervensi manual yang memakan waktu dan rentan kesalahan.

Keunggulan simulasi data multidimensi ini terletak pada kemampuannya menyediakan data dalam jumlah besar dengan variasi yang cukup untuk mendukung pelatihan model prediktif berbasis machine learning, sekaligus memungkinkan pengujian berbagai skenario kesehatan yang mungkin sulit diperoleh secara langsung dari lapangan. Dengan demikian, metode ini

menjadi solusi efektif dalam mendukung pengembangan sistem monitoring kesehatan ayam yang canggih, responsif, dan akurat.

4.2 Kontribusi

Berikut versi yang diperluas dan lebih jelas dari poin-poin yang kamu berikan:

- Menyediakan dataset simulasi yang komprehensif dan realistis untuk mendukung pengembangan model klasifikasi kesehatan ayam petelur, sehingga memudahkan pelatihan dan evaluasi algoritma machine learning dengan data yang representatif.
- Menjadi dasar penting bagi integrasi data peternakan ke dalam sistem cerdas berbasis kecerdasan buatan (AI), yang memungkinkan pemantauan kesehatan unggas secara otomatis, deteksi dini gangguan kesehatan, dan pengambilan keputusan manajemen peternakan yang lebih efektif dan efisien.

4.3 Keterbatasan

Simulasi data yang dikembangkan dalam penelitian ini masih didasarkan pada asumsi bahwa setiap parameter mengikuti distribusi normal serta menggunakan aturan ambang batas yang relatif sederhana untuk menentukan status kesehatan ayam. Pendekatan ini meskipun efektif untuk menghasilkan dataset sintetik yang realistis, memiliki keterbatasan dalam merepresentasikan variasi data yang lebih kompleks dan pola non-linear yang mungkin muncul pada kondisi nyata di lapangan.

Asumsi distribusi normal mengandaikan bahwa data parameter kesehatan tersebar secara simetris di sekitar nilai rata-rata, padahal dalam kenyataannya, beberapa parameter dapat menunjukkan distribusi yang skewed atau multimodal akibat pengaruh lingkungan, genetika, atau interaksi antar faktor lainnya. Selain itu, penggunaan aturan ambang batas sederhana untuk klasifikasi status kesehatan mungkin belum mampu menangkap hubungan kompleks antar parameter yang saling mempengaruhi secara simultan.

Oleh karena itu, untuk pengembangan lebih lanjut, diperlukan pendekatan simulasi yang lebih canggih, seperti penggunaan distribusi probabilitas lain yang lebih sesuai dengan karakteristik data nyata, serta penerapan metode klasifikasi yang mengintegrasikan teknik machine learning atau algoritma fuzzy logic untuk meningkatkan akurasi dan fleksibilitas dalam menentukan status kesehatan ayam. Hal ini akan memungkinkan simulasi yang lebih adaptif dan representatif terhadap dinamika kesehatan unggas yang sebenarnya.

4.4 Saran

Penelitian selanjutnya dapat difokuskan pada pengembangan model machine learning yang dilatih menggunakan data kesehatan ayam petelur yang diperoleh secara langsung dari lapangan. Penggunaan data nyata ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan generalisasi model prediktif, karena data lapangan mencerminkan kompleksitas dan variabilitas kondisi kesehatan ayam yang sebenarnya, termasuk faktor-faktor eksternal yang sulit dimodelkan dalam simulasi.

Dengan menggabungkan dataset simulasi sebagai data awal dan data lapangan sebagai data pelengkap atau validasi, model machine learning dapat lebih robust dalam mengenali pola-pola kesehatan yang kompleks serta mampu beradaptasi terhadap perubahan lingkungan dan manajemen peternakan. Hal ini akan membuka peluang pengembangan sistem prediksi kesehatan ayam petelur yang lebih akurat, responsif, dan aplikatif di berbagai skala peternakan.

Selain itu, penelitian lanjutan juga dapat mengeksplorasi berbagai algoritma machine learning yang lebih canggih, seperti deep learning, ensemble learning, atau teknik pembelajaran berbasis time-series, untuk meningkatkan kemampuan prediksi dan deteksi dini gangguan kesehatan. Integrasi data sensor real-time dengan model machine learning ini juga dapat memperkuat sistem monitoring kesehatan ayam secara otomatis.

5. Lampiran

Potongan Kode Python Simulasi Data

```
python
CopyEdit
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split

class DataProcessor:
    def __init__(self):
        self.scaler = StandardScaler()

    def prepare_sample_data(self):
        np.random.seed(42)
        n_samples = 1000

        data = {
            'temperature': np.random.normal(41.5, 0.5, n_samples),
            'heart_rate': np.random.normal(300, 30, n_samples),
            'respiratory_rate': np.random.normal(30, 5, n_samples),
            'weight': np.random.normal(2.5, 0.3, n_samples),
            'feed_intake': np.random.normal(120, 15, n_samples),
            'water_intake': np.random.normal(250, 30, n_samples),
            'protein_intake': np.random.normal(20, 3, n_samples),
            'vitamin_level': np.random.normal(8, 1, n_samples),
            'egg_production': np.random.normal(0.8, 0.2, n_samples),
            'egg_weight': np.random.normal(60, 5, n_samples),
            'egg_quality': np.random.normal(8, 1, n_samples),
            'activity_level': np.random.normal(7, 1.5, n_samples),
            'social_behavior': np.random.normal(7, 1.5, n_samples),
            'grooming_frequency': np.random.normal(6, 1, n_samples),
            'cage_temperature': np.random.normal(25, 2, n_samples),
            'humidity': np.random.normal(60, 5, n_samples),
            'light_exposure': np.random.normal(14, 1, n_samples),
            'immune_response': np.random.normal(7, 1, n_samples),
            'stress_level': np.random.normal(4, 1, n_samples),
            'parasite_load': np.random.normal(2, 1, n_samples),
```

```

    }

    health_status = (
        (data['temperature'] > 42.5) | (data['temperature'] < 40.5) |
        (data['heart_rate'] > 350) | (data['heart_rate'] < 250) |
        (data['respiratory_rate'] > 40) | (data['respiratory_rate'] < 20)

        (data['weight'] < 1.8) | (data['feed_intake'] < 80) |
        (data['water_intake'] < 150) | (data['protein_intake'] < 15) |
        (data['vitamin_level'] < 6) | (data['egg_production'] < 0.5) |
        (data['egg_weight'] < 50) | (data['egg_quality'] < 6) |
        (data['activity_level'] < 4) | (data['social_behavior'] < 4) |
        (data['grooming_frequency'] < 4) | (data['cage_temperature'] >

30) | (data['cage_temperature'] < 20) | (data['humidity'] > 70) |
        (data['humidity'] < 50) | (data['light_exposure'] < 12) |
        (data['immune_response'] < 5) | (data['stress_level'] > 6) |
        (data['parasite_load'] > 3)
    ).astype(int)

    data['health_status'] = health_status
    return pd.DataFrame(data)

```