

Sistem Deteksi *Atrial Fibrillation* Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) 1-Dimensi

1st Mochammad Andrie Wicaksono

Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

andriewicaksono@student.telkomuniversity.ac.id

2nd R. Yunendah Nur Fuadah

Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

yunendah@telkomuniversity.ac.id

3rd Rustam

Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

Rustamtelu@telkomuniversity.ac.id

Abstrak— *Atrial Fibrillation* (AF) merupakan kondisi detak jantung abnormal yang disebabkan karena atrium berkontraksi lebih cepat secara berturut-turut sehingga darah tidak dapat dipompa sepenuhnya menuju ventrikel. Dengan kemajuan teknologi seperti sekarang, hal ini dapat dimanfaatkan oleh dokter maupun tenaga medis untuk menganalisis aktivitas jantung yang abnormal, dengan harapan mendapatkan hasil yang optimal dengan waktu yang seefisien mungkin. Klasifikasi sinyal EKG dibagi menjadi 2 kelas, yaitu *Atrial Fibrillation* (AF) dan *Normal Sinus Rhythm* (NSR). Dataset yang digunakan pada tugas akhir ini menggunakan dataset dari *Massachusetts Institute of Technology Beth Israel Hospital (MIT-BIH) Normal Sinus Rhythm Database PhysioNet* dan *Atrial Fibrillation Database PhysioNet* yang berisi 25 rekaman sinyal EKG jangka panjang penderita AF dan 18 rekaman sinyal EKG jangka panjang dalam kondisi normal. Tugas akhir ini merancang sistem deteksi AF menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur CNN 1-Dimensi. Skenario pengujian dilakukan terhadap 5 model layer, parameter waktu, nilai learning rate, optimizer, dan batch size. Performansi terbaik didapatkan dengan menggunakan model ke-5, parameter waktu 8 detik, learning rate 0.001, optimizer Adam, dan batch size 64. Didapatkan hasil akurasi 100%, recall 100%, presisi 100%, dan f-1 score 100%.

Kata kunci—*atrial fibrillation* (AF), *convolutional neural network* (CNN), *elektrokardiogram* (EKG), *normal sinus rhythm* (NSR).

I. PENDAHULUAN

Atrial Fibrillation merupakan kondisi detak jantung abnormal yang cenderung berdetak lebih cepat sehingga mengakibatkan kerusakan pada fungsi mekanis atrium. AF bisa menjadi pemicu dari penyakit kardiovaskuler. Penyakit kardiovaskuler adalah penyakit yang disebabkan gangguan fungsi jantung dan pembuluh darah seperti penyakit jantung koroner, hipertensi, dan stroke [1]. Jumlah keseluruhan kasus AF yang terjadi mengalami peningkatan 2 kali lipat dari yang dilaporkan dalam dekade terakhir. AF dialami oleh manusia dalam berbagai usia dan jenis kelamin. Diperkirakan pada 0.5% dari mereka yang berusia kurang dari 50 tahun, pada 3.7%-4.2% dari mereka yang berusia 60-70 tahun, dan pada 5%-15% dari mereka yang berusia 80

tahun atau lebih. Selain itu, AF lebih sering terjadi pada laki-laki, dengan rasio laki-laki dan perempuan 2:1 [2].

Pada tugas akhir ini merancang suatu sistem deteksi AF menggunakan metode dari *deep learning* yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur CNN 1-Dimensi. Penelitian ini dilakukan untuk mengklasifikasi sinyal EKG dengan menguji sistem menggunakan berbagai parameter. Pengujian sistem dengan berbagai parameter bertujuan untuk mendapatkan parameter model yang terbaik sehingga hasil klasifikasi sinyal EKG yang didapatkan akurat. Dataset yang digunakan pada penelitian ini didapatkan dari *Massachusetts Institute of Technology Beth Israel Hospital (MIT-BIH) Normal Sinus Rhythm Database PhysioNet* dan *Massachusetts Institute of Technology Beth Israel Hospital (MIT-BIH) Atrial Fibrillation Database PhysioNet*. Diharapkan penelitian ini dapat menghasilkan sebuah sistem deteksi AF dengan tingkat akurasi yang tinggi.

II. KAJIAN TEORI

A. Jantung

Jantung merupakan salah satu organ penting dalam tubuh manusia yang berfungsi untuk memompa darah keseluruh tubuh. Anatomi dasar jantung terdiri dari atrium kanan, atrium kiri, ventrikel kanan, dan ventrikel kiri. Didalam jantung terdapat sel-sel yang menghasilkan impuls-impuls listrik yang berfungsi untuk memompa darah dengan bantuan otot-otot jantung.

B. Elektrokardiogram

Elektrokardiogram (EKG) adalah rekaman sinyal biomedis yang ditimbulkan oleh aktivitas sel listrik otot jantung pada saat jantung berkontraksi [2]. Sinyal EKG memiliki bagian-bagian yang terdiri dari tiga gelombang, yaitu gelombang P, gelombang QRS (gelombang kompleks), dan gelombang T [3].

C. *Atrial Fibrillation*

Atrial Fibrillation merupakan kondisi detak jantung abnormal yang cenderung berdetak lebih cepat sehingga mengakibatkan kerusakan pada fungsi mekanis atrium.

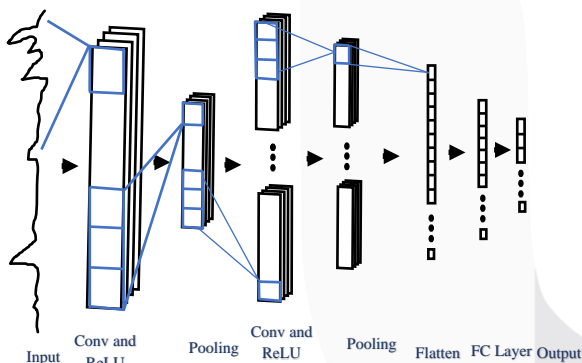
Indikator AF bisa dilihat dengan tidak adanya gelombang P pada Elektrokardiogram (EKG), munculnya pola interval RR yang tidak beraturan pada gelombang EKG, dan interval antara dua gelombang aktivasi atrium yang bervariasi [4].

D. Convolutional Neural Network

CNN merupakan *Multilayer Perceptron* (MLP) yang memiliki lebih dari satu lapisan linier (kombinasi *neuron*). Pada MLP terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Konsep dasar CNN adalah dengan implementasi matematika konvolusi untuk mengekstraksi fitur dalam *training set* sebelum mengirimkan nilai fitur yang sudah diekstraksi ke *neural networks*. CNN memiliki kegunaan dalam beberapa ukuran dimensi, CNN 1-Dimensi digunakan untuk pengolahan sinyal dan deret waktu, CNN 2-Dimensi biasanya digunakan untuk identifikasi *image*, sedangkan CNN 3-Dimensi digunakan untuk pengenalan video.

E. Arsitektur CNN 1-D

CNN 1-Dimensi adalah metode dalam *deep learning* yang digunakan untuk pengolahan sinyal dan deret waktu. CNN 1-Dimensi merupakan metode yang digunakan untuk pengumpulan data sinyal 1 dimensi dengan jumlah data terbatas dan semua informasi sinyal dianggap sebagai *input* [5]. Arsitektur CNN 1-Dimensi terdiri dari *input*, *feature extraction*, *classification network*, dan *output*. *Features extraction* terdiri dari *convolution layer*, fungsi aktivasi ReLU, dan *pooling layer*. Sedangkan, *classification network* terdiri dari *flatten*, *fully-connection layer*, dan fungsi aktivasi *sigmoid*.



GAMBAR 2.1
ARSITEKTUR CNN 1-D

F. Optimizer

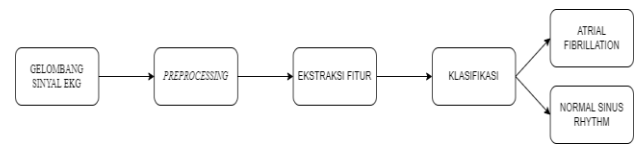
Optimizer merupakan fungsi yang digunakan untuk meminimalkan *error* dan meningkatkan proses performansi pada sistem [6]. Pada tugas akhir ini menggunakan tiga *optimizer* yaitu *Stochastic Gradient Descent* (SGD), *Root Mean Square Propagation* (RMSprop), dan *Adaptive Moment Estimation* (Adam).

III. METODE

A. Perencanaan Sistem

Sistem yang dirancang digunakan untuk klasifikasi sinyal EKG ke dalam dua kelas, yaitu *Atrial Fibrillation* dan *Normal Sinus Rhythm*. Sistem dirancang menggunakan *Deep Learning* dengan metode *Convolutional Neural Network*

(CNN) 1-Dimensi. Data masukan berupa gelombang sinyal EKG. Gambaran umum sistem diilustrasikan dengan blok diagram pada Gambar 3.1



GAMBAR 3.1
BLOK DIAGRAM

1. Dataset

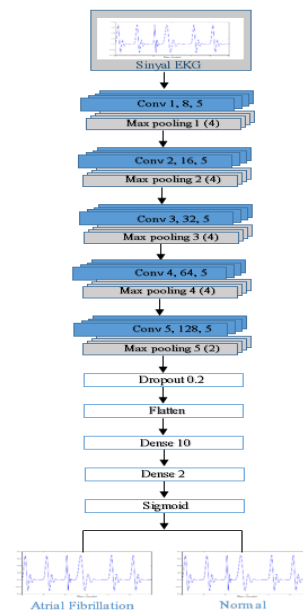
Pada tugas akhir ini menggunakan 80% data *training* dari total dataset sinyal EKG yang kemudian hasilnya disimpan dalam *database*. Kemudian divalidasi dengan menggunakan 20% data validasi untuk mendapatkan persentase *loss* dan akurasi. Diakhir pengujian, untuk membandingkan akurasi data validasi dengan akurasi data aslinya digunakan data *testing* sebesar 20%.

2. Preprocessing

Pada tugas akhir ini, sinyal EKG dari dataset diproses terlebih dahulu dengan proses segmentasi. Segmentasi merupakan proses pengklasifikasian sinyal kedalam beberapa bagian tertentu. Setelah dilakukan proses segmentasi, didapatkan dataset sebesar 4100 data.

3. Pelatihan Model

Setelah dilakukan preprocessing dataset, tahap selanjutnya dilakukan pelatihan model terhadap dataset yang bertujuan agar sistem dapat mengenali dan mengklasifikasi input sesuai dengan kelas yang ditentukan. Pelatihan model menunjukkan proses dari ekstraksi fitur dan klasifikasi dari sinyal EKG. Pada tahap ini menggunakan lima pelatihan model yang memiliki perbedaan disetiap ekstraksi fiturnya. Sedangkan, pada klasifikasi menggunakan dua dense layer dan sigmoid layer yang sama setiap modelnya. Gambar 3.2 merupakan diagram alur pelatihan model.



GAMBAR 3.2
MODEL PELATIHAN SISTEM

B. Performansi Sistem

1. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan salah satu tools yang digunakan untuk memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (prediksi model) dengan hasil klasifikasi aktual atau sebenarnya [7]. Gambar 3.3 merupakan confusion matrix dengan nilai prediksi dan nilai actual yang berbeda.

True	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN
		Positive	Negative

Predicted

GAMBAR 3.3
CONFUSION MATRIX

Keterangan :

True Positive (TP) adalah jumlah data yang bernilai positive dan diprediksi benar sebagai positive.

False Positive (FP) adalah jumlah data yang bernilai negative tetapi diprediksi sebagai positive.

False Negative (FN) adalah jumlah data yang bernilai positive tetapi diprediksi sebagai negative.

True Negative (TN) adalah jumlah data yang bernilai negative dan diprediksi benar sebagai negative.

2. Akurasi

Akurasi merupakan metode pengukuran kuantitas terhadap nilai ketepatan sistem dalam sebuah penelitian. Akurasi dinyatakan sebagai rasio prediksi antara true positive dan true negative. Secara matematis dapat dituliskan dengan persamaan (3.1) [8].

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100 \quad (3.1)$$

3. Recall

Recall merupakan tingkat akurasi model dalam memprediksi kelas *positive* yang sesuai dengan data. Untuk mengetahui nilai *recall* dapat dilakukan perhitungan dengan persamaan (3.2) [8].

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (3.2)$$

4. Presisi

Presisi merupakan tingkat akurasi model dalam memprediksi kelas *negative* yang sesuai dengan data. Untuk mengetahui presisi dapat dilakukan perhitungan dengan persamaan (3.3) [8].

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \quad (3.3)$$

e. F-1 Score

F-1 score digunakan untuk menyeimbangkan nilai *recall* dan presisi dengan cara membandingkan rata-rata nilai *recall* dan presisi yang telah didapatkan. Rumus *f-1 score* dapat dilihat pada persamaan (3.4)

$$f - 1 \text{ score} = 2 \times \frac{\text{recall} \times \text{presisi}}{\text{recall} + \text{presisi}} \times 100 \quad (3.4)$$

f. Loss

Loss adalah ketidaktepatan sistem untuk mendeteksi *input*, sehingga *output* yang dihasilkan tidak sesuai dengan yang diharapkan. Untuk mengetahui nilai *loss* dapat dilakukan perhitungan dengan persamaan (3.5) [8].

$$\text{loss} = \frac{FP + FN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3.5)$$

C. Skenario Pengujian Parameter Waktu

Pengujian pertama dilakukan dengan membandingkan empat parameter waktu yang didapatkan dari potongan durasi sinyal EKG, masing-masing berdurasi 3 detik, 5 detik, 8 detik, dan 10 detik. Setiap parameter waktu akan diuji pada setiap model dengan ketentuan 100 *epoch*, *learning rate* 0.001, *optimizer* Adam, dan *batch size* 64. Hasil pengujian parameter waktu terhadap model terbaik dapat dilihat pada tabel 3.1

TABEL 3.1
HASIL PENGUJIAN PARAMETER WAKTU MODEL KE-5

No	Parameter waktu	Akurasi	Recall	Presisi	F-1 Score
1	3 detik	99%	99%	100%	99%
2	5 detik	100%	100%	100%	100%
3	8 detik	100%	100%	100%	100%
4	10 detik	99%	98%	100%	99%

D. Skenario Pengujian Optimizer

Optimizer merupakan fungsi yang digunakan untuk meminimalkan eror dan meningkatkan proses pembelajaran pada sistem. Pengujian kedua dilakukan dengan membandingkan tiga *optimizer*, yaitu Adam, RMSprop, dan SGD. Setiap *optimizer* akan diuji pada setiap model dengan ketentuan 100 *epoch*, *learning rate* 0.001, *batch size* 64, dan parameter waktu 8 detik. Hasil pengujian optimizer pada model terbaik dapat dilihat pada tabel 3.2

TABEL 3.2
HASIL PENGUJIAN OPTIMIZER MODEL KE-5

No	Optimizer	Akurasi	Recall	Presisi	F-1 Score
1	Adam	99%	100%	99%	99%
2	RMSprop	99%	100%	99%	99%
3	SGD	99%	100%	99%	99%

E. Skenario Pengujian *Learning Rate*

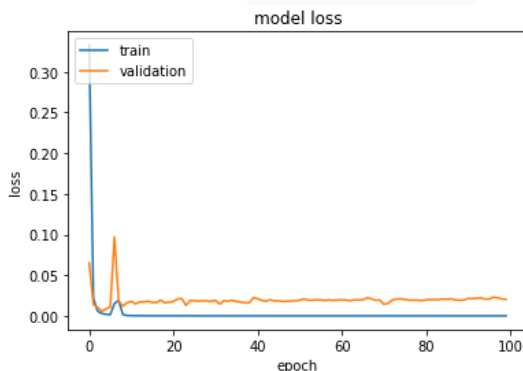
Pengujian ketiga dilakukan dengan membanding empat *learning rate*, yaitu 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001. Setiap *learning rate* akan diuji pada setiap model dengan ketentuan 100 *epoch*, *optimizer* Adam, *batch size* 64, dan parameter waktu 8 detik. Hasil pengujian *learning rate* dapat dilihat pada table 3.3

TABEL 3.3
HASIL PENGUJIAN *LEARNING RATE* MODEL KE-5

No	<i>Learning Rate</i>	Akurasi	Recall	Presisi	F-1 Score
1	0.1	56%	56%	100%	71%
2	0.01	100%	100%	100%	100%
3	0.001	100%	100%	100%	100%
4	0.0001	100%	100%	100%	100%

F. Skenario Pengujian *Batch Size*

Pengujian keempat dilakukan dengan membandingkan empat *batch size*, yaitu 8, 16, 32, 64. Setiap *batch size* akan diuji pada setiap model dengan ketentuan 100 *epoch*, *optimizer* Adam, *learning rate* 0.0001, dan parameter waktu 8 detik. Hasil pengujian *batch size* pada model terbaik dapat dilihat pada table 3.4

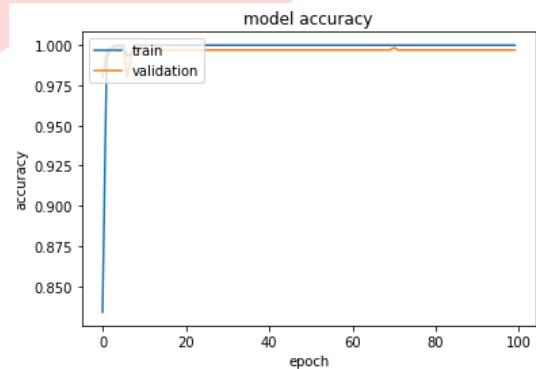


Dari pengujian keempat skenario tersebut, dapat diambil hasil yang optimal dengan nilai akurasi yang tinggi dan nilai loss yang rendah pada parameter waktu 8 detik, *optimizer* Adam, *learning rate* 0.001, dan *batch size* 64. Tabel 4.1 merupakan skenario terbaik yang didapatkan dari hasil pengujian.

TABEL 4.1
SKENARIO TERBAIK

No	Hyperparameter	Data
----	----------------	------

1.	Model	5
2.	Parameter waktu	8 detik
3.	<i>Learning rate</i>	0.001
4.	<i>Optimizer</i>	Adam
5.	<i>Batch size</i>	64
6.	Akurasi validasi	100%
7.	Loss	0.0067



GAMBAR 4.1
GRAFIK MODEL ACCURACY

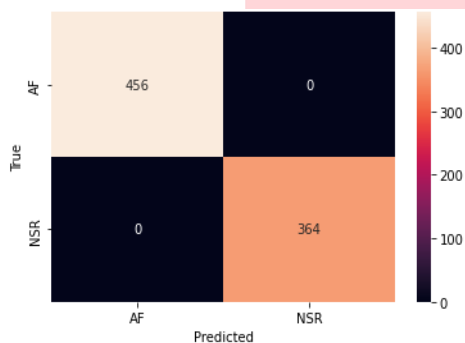
No	<i>Batch size</i>	Akurasi	Recall	Presisi	F-1 Score
1	8	100%	100%	100%	100%
2	16	100%	99%	100%	100%
3	32	100%	100%	100%	100%
4	64	100%	100%	100%	100%

GAMBAR 4.2
GRAFIK MODEL LOSS

Berdasarkan gambar 4.1 dan gambar 4.2 menampilkan nilai akurasi validasi sebesar 100% dan nilai *loss* validasi sebesar 0.0067 setelah melakukan 3 *epoch* dari 100 *epoch*. Sementara, nilai akurasi latih sebesar 100% dan nilai *loss* latih sebesar 0.0105. Perbedaan nilai antara akurasi data latih dan akurasi data validasi yang tidak jauh berbeda, menandakan tidak ada *overfitting* pada pengujian tersebut.

TABEL 4.2
KINERJA SISTEM SKENARIO TERBAIK

No	Kelas	Pesisi	Recall	F-1 score
1.	AF	100%	100%	100%
2.	NSR	100%	100%	100%



GAMBAR 4.3
CONFUSION MATRIX SKENARIO TERBAIK

Untuk mengukur performansi model juga dapat dilihat pada nilai presisi, *recall*, *f-1 score*, dan *confusion matrix*. Tabel 4.2 menampilkan nilai presisi, *recall*, dan *f-1 score* model terbaik dalam pengujian terhadap parameter, dengan nilai presisi 100%, *recall* 100%, dan *f-1 score* 100%. Gambar 4.3 menunjukkan bahwa dari total 820 sinyal yang digunakan sebagai data validasi, semua sinyal terdeteksi dengan benar sesuai dengan kelasnya, yaitu 456 sinyal AF dan 364 sinyal NSR.

V. KESIMPULAN

Pada penelitian ini telah dirancang sistem untuk mengklasifikasikan sinyal EKG kedalam dua kelas, yaitu AF dan NSR menggunakan metode CNN 1-Dimensi. Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa :

1. Arsitektur CNN 1-Dimensi yang dibangun dalam tugas akhir ini menggunakan sinyal EKG untuk mengidentifikasi 2 kelas, yaitu *Atrial Fibrillation* (AF) dan *Normal Sinus Rhythm* (NSR).
2. Ada lima faktor yang dapat memengaruhi performansi metode CNN 1-Dimensi untuk mendeteksi penyakit AF, yaitu : jumlah *hidden*

layer, parameter waktu, *optimizer*, *learning rate*, dan *batch size*.

3. Penentuan parameter yang tepat dan sesuai pada lima faktor tersebut akan memengaruhi hasil performansi sistem. Ukuran *batch size* yang semakin besar akan memengaruhi selisih nilai akurasi latih dan nilai akurasi validasi. *Learning rate* dapat memengaruhi durasi proses *training* dan tingkat ketelitian sistem. *Optimizer* SGD mempunyai hasil performansi dibawah hasil performansi *optimizer* Adam dan RMSprop pada setiap modelnya. Parameter waktu memengaruhi lama atau tidaknya proses *training* dan perbedaan nilai akurasi latih dengan nilai akurasi validasi. Namun, tidak sampai menyebabkan *overfitting* maupun *underfitting*. Jumlah *hidden layer* yang semakin banyak mengakibatkan lamanya proses *training* dan memengaruhi hasil performansi yang didapatkan.

REFERENSI

- [1] S. Djauzi, N. Abdurrahman, W. Prodjosudjadi, et al., *Ilmu Penyakit Dalam*. 6th ed. Jakarta: InternaPublishing, 2014.
- [2] WHO, "The Top 10 Causes of Death," *WHO reports*, pp. 1–9, 2020, [Online]. Available: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/the-top-10-causes-of-death>.
- [3] M. S. Chandra, S. Kumala, and S. A. Keban, "Evaluating the Use of Warfarin Using the HAS-BLED Score and INR on Atrial Fibrillation Patients at Harapan Kita National Heart Center," *J. Profesi Medika*, vol. 14, no. 2, pp. 132–136, 2020, doi: 10.33533/jpm.v14i2.1671.
- [4] E. Anzihory, Nuryani, and Darmanto "Sistem Deteksi Fibrilasi Atrium menggunakan Fitur RR Elektokardiogram dengan Jaringan Syaraf Tiruan," *J. Fisika dan Aplikasinya*, vol. 12, no. 2, p. 57, 2016, doi: 10.12962/j24604682.v12i2.1330.
- [5] G. Petmezas, K. Haris, L. Stefanopoulos, et al, "Automated Atrial Fibrillation Detection using a Hybrid CNN-LSTM Network on Imbalanced ECG Datasets," *Elsevier*, vol. 63, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.102194.
- [6] R. H. Sirait., "Fisiologi Jantung," *Dep. Anestesiologi Kedokteran UKI Jakarta*, pp. 1–17, 2020.
- [7] S. H. Rampengan., *Buku Praktis Kardiologi*. Jakarta: Fakultas Kedokteran UI, 2014.
- [8] M. G. Ragab, S. J. Abdulkadir, N. Aziz, et al, "A novel one-dimensional cnn with exponential adaptive gradients for air pollution index prediction," *Sustainability*, vol. 12, no. 23, pp. 1–22, 2020, doi: 10.3390/su122310090.