

KAJIAN WILAYAH RAWAN LONGSOR DENGAN MENGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE PADA PLATFORM GOOGLE EARTH ENGINE

ADYA JAIZ GUNAWAN¹, HARY NUGROHO¹

1. Program Studi Teknik Geodesi, Institut Teknologi Nasional - Bandung

Email : adya.jaiz@mhs.itenas.ac.id

ABSTRAK

Identifikasi wilayah longsor merupakan langkah penting dalam upaya mitigasi bencana, khususnya di Kabupaten Subang yang memiliki potensi tinggi terhadap bencana longsor. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi wilayah berpotensi longsor dengan menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) pada platform Google Earth Engine (GEE). Data yang digunakan meliputi curah hujan, jenis batuan, kemiringan lereng, dan riwayat longsor tahun 2022. Proses validasi dilakukan menggunakan 95 titik longsor tervalidasi dan 143 titik non-longsor, dengan akurasi model mencapai 89.8%. Evaluasi model menunjukkan precision sebesar 86.96%, recall 83.33%, F1-score 85.11%, dan Kappa Statistic 77.7%, mengindikasikan kinerja model yang baik sesuai standar acuan. Hasil analisis mengidentifikasi bahwa wilayah dengan curah hujan tinggi, lereng curam, dan jenis batuan yang mudah lapuk memiliki potensi longsor yang signifikan. Visualisasi hasil penelitian dilakukan menggunakan QGIS Desktop versi 3.24.3, menghasilkan peta identifikasi longsor yang dapat mendukung perencanaan mitigasi bencana. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan dalam pengembangan analisis bencana berbasis teknologi GIS dan sistem peringatan dini longsor di masa depan.

Kata kunci: Identifikasi longsor, Support Vector Machine, Google Earth Engine, QGIS, Kabupaten Subang, Mitigasi Bencana.

1. PENDAHULUAN

Kabupaten Subang, Jawa Barat, merupakan salah satu daerah dengan risiko tinggi terhadap bencana longsor di Indonesia, dengan peringkat ke-197 dan skor 17,86 berdasarkan Buku Indeks Risiko Bencana Indonesia tahun 2022 (1). Tingginya risiko ini disebabkan oleh kondisi geologi yang kompleks, di mana wilayah pegunungan mendominasi bagian tengah dan selatan Kabupaten Subang, sementara dataran rendah berada di bagian utara. Selain itu, curah hujan yang tinggi dan jenis tanah yang labil di daerah pegunungan turut memperparah risiko longsor di wilayah tersebut (1). Pada tahun 2022, Kabupaten Subang mencatat kejadian longsor sebanyak 95 kali dalam kurun waktu 1 tahun yang mengakibatkan kerugian signifikan, termasuk kerusakan infrastruktur dan ancaman terhadap keselamatan jiwa manusia. Hal ini menunjukkan perlunya upaya mitigasi yang lebih terfokus dan efektif untuk mengurangi dampak bencana longsor di daerah tersebut.

Salah satu metode yang telah terbukti efektif dalam pemetaan risiko longsor adalah *Support Vector Machine* (SVM). SVM merupakan algoritma pembelajaran mesin yang bekerja dengan mencari *hyperplane* terbaik untuk memisahkan data ke dalam kelas yang berbeda dengan *margin* maksimum, sehingga mampu menghasilkan analisis klasifikasi yang akurat (2). SVM dapat digunakan untuk mengidentifikasi wilayah-wilayah yang rawan bencana berdasarkan parameter-parameter geologis, topografis, dan lingkungan, seperti kemiringan lereng, jenis tanah, curah hujan, dan tutupan lahan.

Penelitian ini bertujuan untuk memanfaatkan algoritma SVM dalam memetakan daerah longsor di Kabupaten Subang pada tahun 2022. Dengan menggunakan data geospasial yang diperoleh dari sumber terbaharukan, metode SVM diharapkan dapat menghasilkan identifikasi akurat terhadap area-area yang mengalami longsor. Hasil pemetaan ini diharapkan dapat menjadi dasar bagi peneliti selanjutnya dan upaya mitigasi bencana yang lebih terarah dan efektif di Kabupaten Subang.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Alat Penelitian

Peralatan penelitian berperan dalam kebutuhan pengumpulan dan pengolahan data untuk menopang keperluan penelitian, yang terdiri atas perangkat keras dan perangkat lunak. Adapun alat yang digunakan pada penelitian ini, dijabarkan pada Tabel 1:

Tabel 1.

No	Peralatan	Jumlah
1.	Perangkat Keras	
	a. Laptop	1 unit
2.	Perangkat Lunak	
	QGIS Desktop Versi 3.24.3	1 <i>installer</i>
	Google Earth Engine	1 <i>installer</i>

2.2 Data Penelitian

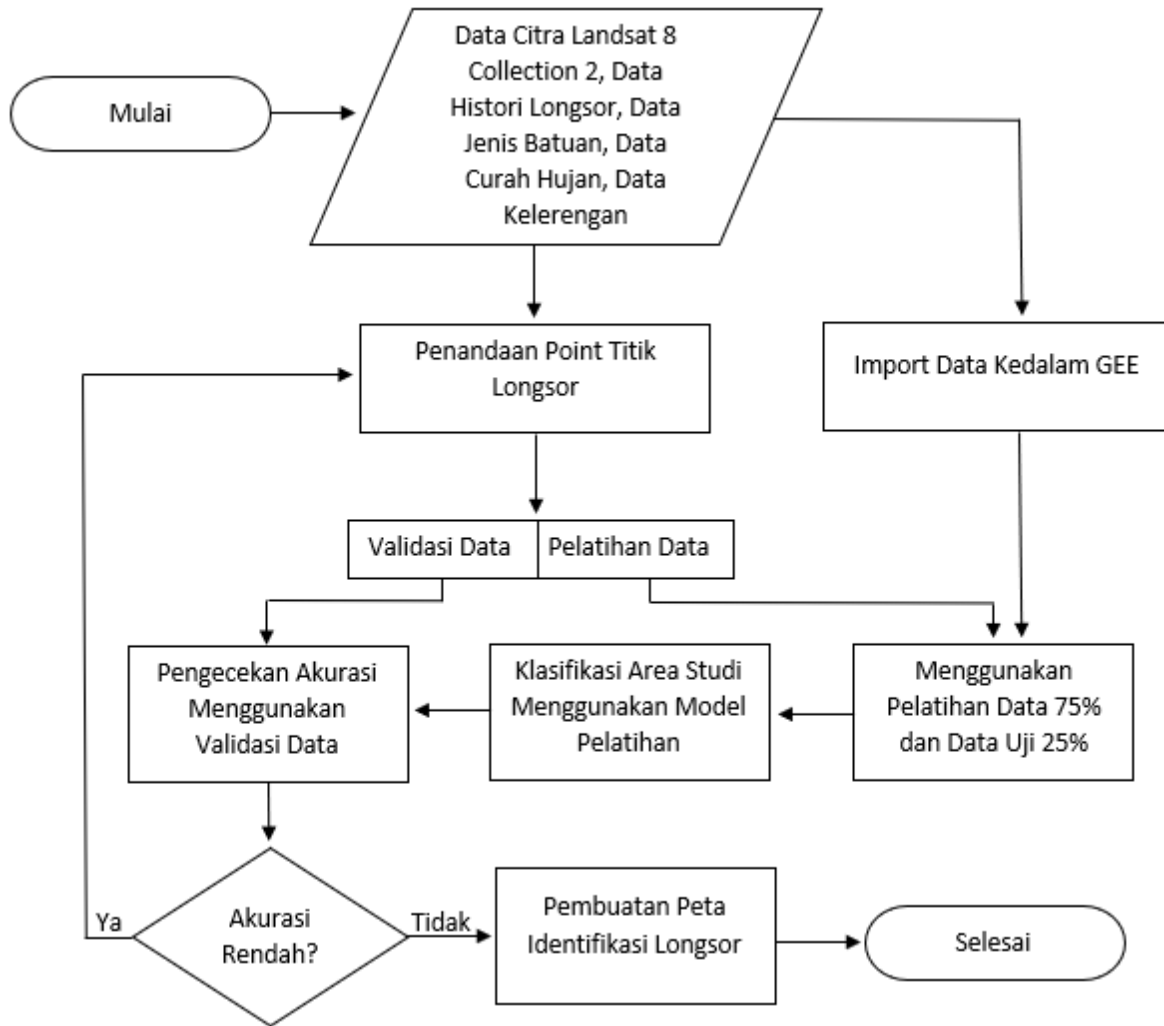
Data yang digunakan, terdiri dari data yang berkaitan dengan parameter kejadian bencana tanah longsor, yang diperoleh dari beberapa sumber yang berkaitan dengan subjek penelitian (lembaga, instansi, dan/atau situs resmi). Data yang digunakan diuraikan pada Tabel 2.

Tabel 2.

No	Data	Format Data	Sumber Data	Tahun
1	Citra Landsat 8 Collection 2	Raster	BIG (https://geoportal.big.go.id)	2022
2	Data Jenis Batuan	Tiff	PT Berjuang Maju Bersama, Buahbatu Bandung	2022
3	Data Curah Hujan	Tiff	CHRIIPS (https://earlywarning.usgs.gov/)	2022
4	Data Histori Longsor	Tiff	BNPB Kabupaten Subang	2022
5	Data Kelerengan	Tiff	BIG (https://geoportal.big.go.id)	2022

2.3 Diagram Alir Penelitian

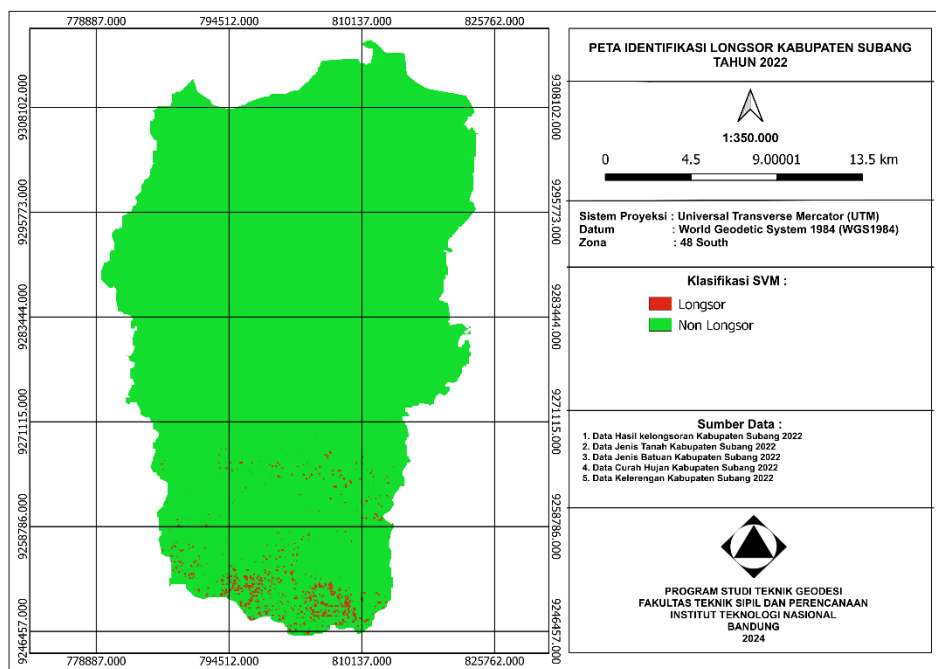
Alur penelitian yang disajikan melalui diagram alir, dapat menjadi panduan yang memberikan informasi mengenai tahapan pelaksanaan penelitian secara keseluruhan melalui penyajian visual yang terstruktur dan sistematis. Diagram alir disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alir penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menghasilkan peta Identifikasi longsor Kabupaten Subang tahun 2022 dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) pada platform *Google Earth Engine* (GEE) yang dibuat menggunakan aplikasi QGIS yang dapat dilihat dalam gambar 2.



Gambar 2. Peta Identifikasi Longsor Kabupaten Subang Tahun 2022

Terdapat berbagai kendala teknis yang muncul selama proses pengolahan data hingga klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Kendala ini meliputi keterbatasan sistem, *error* yang sering muncul di *console*, serta tantangan dalam optimasi algoritma agar dapat berjalan secara efisien dalam lingkungan *cloud computing* GEE. Salah satu kendala utama adalah batasan waktu eksekusi atau *execution timeout*, terutama saat memproses data dalam jumlah besar dan resolusi tinggi. GEE membatasi waktu eksekusi setiap proses agar tidak membebani *server* secara berlebihan. Jika kode program membutuhkan waktu terlalu lama untuk dijalankan, sering kali muncul *error "Computation timed out"* di *console*. Hal ini terutama terjadi saat mencoba melakukan komposit citra *Landsat 8* dengan rentang waktu panjang atau ketika melakukan pemrosesan data *vector* dalam jumlah besar, seperti *overlay* histori longsor pada data raster yang memiliki ukuran besar (3). Beberapa cara yang dilakukan untuk mengatasi masalah ini antara lain dengan mengurangi jumlah data yang diproses melalui *subset* area studi yang lebih spesifik, menggunakan fungsi *reduceRegion()* dengan skala lebih besar untuk mempercepat ekstraksi nilai piksel, serta memanfaatkan fitur *filterDate()* untuk mengambil data dalam rentang waktu tertentu agar tidak terlalu banyak citra yang diproses secara bersamaan.

Kendala selanjutnya yaitu keterbatasan memori dalam menangani data *raster* berukuran besar. GEE memiliki batasan dalam menangani *dataset* yang membutuhkan pemrosesan intensif, sehingga jika terdapat terlalu banyak operasi yang diterapkan pada *raster* resolusi tinggi, *error* seperti *"Image too large to process. Reduce the scale or region."* akan muncul (4). Hal ini sering terjadi saat melakukan kalkulasi *slope* dari DEM atau saat melakukan *mosaicking* pada citra *Landsat 8*. Untuk mengatasi masalah ini, dilakukan beberapa penyesuaian seperti menurunkan skala resolusi dengan mengubah parameter *scale* dari 30 meter menjadi 100 meter agar jumlah piksel yang diproses lebih sedikit, menggunakan fungsi *reproject()* untuk menyesuaikan resolusi *dataset* sebelum menjalankan analisis, serta menggunakan *clip()* untuk memotong area studi agar hanya wilayah yang relevan yang diproses dalam analisis.

Kendala lain yang cukup signifikan terjadi saat menerapkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam Identifikasi wilayah longsor. Salah satu tantangan utama dalam penggunaan SVM adalah kesulitan dalam pemilihan parameter *kernel* yang sesuai. *Kernel* yang digunakan dalam SVM, seperti *linear*, *RBF*, atau *polynomial*, sangat mempengaruhi hasil klasifikasi. Dalam beberapa percobaan, pemilihan kernel yang kurang tepat menyebabkan model mengalami *overfitting* atau *underfitting* terhadap data longsor dan non-longsor, sehingga mengurangi akurasi model secara keseluruhan (5). Selain itu, distribusi data yang tidak seimbang juga menjadi tantangan karena jumlah data longsor lebih sedikit dibandingkan data non-longsor, yang menyebabkan model lebih cenderung mengklasifikasikan wilayah sebagai non-longsor dan kurang mendalami dalam mendeteksi area yang benar-benar mengalami longsor. Masalah lain yang sering muncul adalah *error* saat menjalankan model dengan *dataset* yang terlalu besar, yang ditandai dengan pesan *error* "*Maximum call stack size exceeded.*" Untuk mengatasi kendala ini, beberapa langkah optimasi dilakukan, seperti menggunakan teknik sampling dengan *stratifiedSample()* untuk menyeimbangkan jumlah data longsor dan non-longsor, mengurangi jumlah fitur masukan ke dalam model agar tidak terlalu kompleks, serta menerapkan *cross-validation* dengan membagi *dataset* menjadi beberapa *subset* untuk menghindari *overfitting*.

Selain kendala dalam proses pelatihan model, masalah juga sering terjadi dalam tahap ekspor hasil ke *Google Drive* atau *Asset GEE*. Setelah klasifikasi selesai, hasil analisis dalam bentuk *GeoTiff* perlu diekspor agar dapat digunakan dalam analisis lebih lanjut di QGIS. Namun, beberapa *error* sering terjadi dalam tahap ini, seperti "*Task exceeded memory limit.*" atau "*Asset export failed: Too many pixels.*" *Error* ini disebabkan oleh ukuran hasil klasifikasi yang terlalu besar atau karena format data yang tidak sesuai dengan spesifikasi ekspor di GEE (3). Untuk mengatasi masalah ini, dilakukan beberapa strategi seperti menyesuaikan skala ekspor dengan mengatur resolusi hasil ke 100 meter agar ukuran file tidak terlalu besar, menggunakan format data yang lebih ringan seperti *float* daripada *double* agar ukuran file lebih kecil, serta memecah hasil ekspor menjadi beberapa bagian dengan menggunakan fungsi *clip()* berdasarkan batas administratif wilayah studi.

Tahap validasi model juga mengalami beberapa kendala, terutama dalam membandingkan hasil identifikasi dengan data histori longsor. Data histori longsor tidak selalu akurat atau lengkap, sehingga terdapat kemungkinan bahwa beberapa titik longsor dalam dataset referensi tidak sesuai dengan kondisi terbaru, yang pada akhirnya dapat mempengaruhi validasi model. Selain itu, terdapat kendala ketidaksesuaian sistem koordinat antara data histori longsor dengan citra yang digunakan di GEE, yang menyebabkan kesalahan dalam *overlay* data. *Error* "*Geometry contains invalid coordinates.*" muncul saat mencoba menampilkan data validasi dalam sistem koordinat yang berbeda. Untuk mengatasi hal ini, dilakukan proyeksi ulang dataset histori longsor menggunakan fungsi *reproject()* agar sesuai dengan sistem koordinat citra, serta menyesuaikan toleransi geometri dengan fungsi *geometry.buffer()* untuk menghindari kesalahan *overlay* yang mungkin terjadi akibat perbedaan sistem referensi koordinat (6).

Pengolahan data kelerengan menggunakan DEM dengan fungsi *terrain()* dalam GEE sering kali memakan waktu lama karena proses ini membutuhkan perhitungan matematis yang kompleks pada setiap piksel *raster*, sehingga jika dataset terlalu besar atau memiliki resolusi yang terlalu tinggi, *error* "*Server-side memory limit exceeded.*" sering muncul, yang menyebabkan proses analisis tidak dapat diselesaikan dalam batas waktu eksekusi yang ditetapkan oleh GEE. Untuk mempercepat proses perhitungan kelerengan, beberapa metode yang diterapkan antara lain adalah menggunakan *resampling* DEM untuk mengurangi resolusi sebelum menghitung

kelerengan, serta melakukan komputasi dalam batch dengan membagi area studi ke dalam beberapa bagian kecil agar tidak melebihi batas memori yang tersedia di GEE (7).

Kesalahan yang terjadi pada qgis yaitu dalam membaca atau menampilkan hasil klasifikasi GeoTIFF yang diekspor dari GEE. Saat mengimpor data ke QGIS, beberapa pengguna mengalami error seperti "Invalid raster dataset" atau "Unsupported raster format". Hal ini disebabkan oleh metadata yang tidak sesuai dengan standar yang didukung oleh QGIS atau perbedaan dalam sistem kompresi data raster (8). Untuk mengatasi masalah ini, dilakukan beberapa langkah seperti mengkonversi ulang format GeoTIFF menggunakan GDAL di QGIS agar kompatibel dengan sistem, serta memeriksa metadata raster dengan alat Raster Information di QGIS untuk memastikan bahwa informasi seperti projection, bit depth, dan compression method sesuai dengan standar yang didukung.

Kendala lain yang cukup signifikan adalah keterbatasan dalam menangani raster berukuran besar. Hasil klasifikasi SVM dari GEE, terutama jika menggunakan resolusi tinggi seperti 30 meter, dapat menghasilkan file GeoTIFF dengan ukuran yang sangat besar (ratusan MB hingga beberapa GB). Ketika file ini dimuat ke dalam QGIS, sering kali terjadi penurunan performa, seperti lambatnya proses rendering peta atau bahkan aplikasi menjadi tidak responsif, muncul error "Out of memory" atau "QGIS has stopped responding", terutama jika spesifikasi komputer tidak cukup tinggi untuk menangani dataset besar (9). Untuk mengatasi masalah ini, beberapa teknik optimasi yang digunakan meliputi pembuatan pyramid layers untuk mempercepat visualisasi raster, penggunaan format Cloud Optimized GeoTIFF (COG) agar lebih efisien dalam pemrosesan data, serta melakukan resampling atau tiling raster agar file lebih ringan dan mudah diolah di QGIS.

Hasil identifikasi ini divalidasi menggunakan total 238 titik dataset, terdiri dari 95 titik validasi dari data riwayat longsor dan 143 titik non-longsor di Kabupaten Subang. Dengan akurasi model mencapai 89.8%, dengan evaluasi model yang menunjukkan precision sebesar 86.96%, recall 83.33%, F1-score 85.11%, dan Kappa Statistic 77.7%. Akurasi model diatas 85% sudah dianggap sangat baik untuk analisis berbasis penginderaan jauh (10), nilai Kappa Statistic di atas 0.75 menunjukkan tingkat kesepakatan yang sangat baik (11).

4. KESIMPULAN

Secara keseluruhan, implementasi identifikasi wilayah longsor menggunakan Google Earth Engine (GEE) dengan algoritma Support Vector Machine (SVM) menunjukkan hasil yang cukup baik, dengan model mencapai akurasi 89.8%, precision 86.96%, recall 83.33%, F1-score 85.11%, dan Kappa Statistic 77.7%. berbagai kendala teknis selama pemrosesan data di GEE, seperti batasan waktu eksekusi, keterbatasan memori dalam menangani data raster berukuran besar, dan tantangan dalam pemilihan parameter kernel yang optimal untuk SVM, yang berpotensi menyebabkan overfitting atau underfitting. Disaat mengintegrasikan hasil klasifikasi dari GEE ke dalam QGIS, ditemukan kendala terkait dengan kesalahan format GeoTIFF, perbedaan sistem koordinat, dan keterbatasan dalam menangani file raster berukuran besar yang mengakibatkan penurunan performa atau error seperti "Out of memory". Upaya optimasi seperti pengulangan proyeksi data, resampling, dan pembuatan pyramid layers telah diterapkan untuk mengatasi masalah tersebut.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis berterima kasih yang sebesar-besarnya kepada seluruh pihak instansi terkait yang telah membantu dalam penyusunan penelitian ini, yaitu BPBD Provinsi Jawa Barat, PT Berjuang Maju Bersama, atas dukungan support dalam penyusunan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Nasional Penanggulangan Bencana (BNPB). (2022). Data dan Informasi Bencana Indonesia 2022. Jakarta: BNPB.
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273–297.
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27
- Mutanga, O., & Kumar, L. (2019). Google Earth Engine applications. *Remote Sensing*, 11(5), 591.
- Mountrakis, G., Im, J., & Ogole, C. (2011). Support Vector Machines in remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3), 247–259
- Lary, D. J., Alavi, A. H., Gandomi, A. H., & Walker, A. L. (2016). Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geoscience Frontiers*, 7(1), 3–10
- Liu, J. G., & Mason, P. (2009). *Essential image processing and GIS for remote sensing*. John Wiley & Sons.
- Hengl, T., & Reuter, H. I. (Eds.). (2009). *Geomorphometry: Concepts, Software, Applications*. Amsterdam: Elsevier
- Graser, A. (2016). *Learning QGIS*. Packt Publishing Ltd.
- Foody, G. M. (2002). Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 80(1), 185–201. DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00295-4
- Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159–174. DOI: 10.2307/2529310