Min-Max Average Pooling Based Filter for Impulse Noise Removal

Vintilescu Andreea-Alexandra Facultatea de Electronică, Telecomunicații și Tehnologia Informației

Universitatea Politehnica din București

I. Descrierea algoritmului

Zgomotul impusiv, cunoscut și sub denumirea de sgomot de tip " sare și piper", este un tip de zgomot ce poate afecta imaginile digitale. Acesta este caracterizat apariția unor impulsuri pozitive și negative de amplitudine maximă posibilă, relativ la numărul de canale ale imaginii, care afectează imaginea printr-o inlocuire parițială a pixelilor. Așadar, imaginea va fi acoperită uniform de puncta able si negre. Acest tip de zgomot este astfel denumit pentru că pixelii afectați seamănă cu granulele de sare și piper presărate pe imagine. [1]

Pe parcursul anilor, au fost propuse mai multe filtre de eliminare a zgomotului SAP, însă s-a observat că imaginile de ieșire au efecte de estompare ridicate. Așadar, algoritmul propus în articolul 1, promite îmbunătățiri considerabile prin contribuțiile majore aduse. Lucrarea propune utilizarea a trei sub-proceduri pentru eliminarea zgomotului și anume:

- A. Estimarea intensității pentru pixelii cu corelație ridicată (IEHCLND)
- B. Pooling Min-Max complementar (CMMP)
- C. Pas final de recombinare și netezire (R&S)

II. Descrierea modului de implementare

Filtrul implementat Min-Max Average Pooling Based Filter a fost dezvoltat urmând paşii următori:

1. Construirea unei matrice noise_mask pentru calculul densității de zgomot.

Pentru a calcula densitatea zgomotului Nd am construit o matrice formata doar din elemente de 1, de aceași dimensiune ca a imaginii de intrare. Cea din urmă a fost parcursă, iar conform ecuației 1,în matricea noise_mask au fost țulocuite valorile pixelilor de intensitate 0 sau 255 cu 0. În final, Nd a fost calculat ca raportul dintre suma pixelilor nezgomotoși și produsul dintre numărul de linii și de coloane ale imaginii.

$$noise_{mask}(i,j) = \begin{cases} 0 \text{ , dacă} & f(i,j) \in \{0,255\} \\ 1 \text{ , altfel} \end{cases}$$

$$N_d = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N noise_{mask}(i,j)}{M \times N}$$
 (2)

[1]

- 2. Algoritmul eliminării zgomotului ce este la rândul lui împărțit astfel:
 - 2.1 Estimarea intensității pixelilor cu corelație ridicată pentru densități mici de zgomot

Se compară valoarea densității zgomotului cu 0.45, iar dacă aceasta este mai mică se va active funcția IEHCLND, în caz contrar se va trece mai departe la următoarea funcție;

2.2 Funcția IEHCLND

După cum am menționat mai sus, funcția IEHCLND se activează doar la îndeplinirea unei condiții. Aceasta primește la intrare o imagine și o valoare a densitătii de zgomot, pe baza căruia calculează un prag alpha. Următorul pas constă în construirea unei ferestre de zgomot de dimensiune 3x3 în care sunt introduse valorile diferite de 0 și 255 din matricea de la intrare parcursă. Dacă lungimea valorilor introduce va depași valoarea pragului alpha, atunci vom înlocui valoarea pixelului current cu valoarea mediană a listei create.

2.3 Functia CMMP

Funcția CMMP primește la intrare două imagini identice și un string. În primă fază, se va parcurge fiecare pixel din una dintre cele două poze, iar dacă valoarea pixelului găsit este de 0 sau 255, se va calcula matricea – noise free – care va fi adaugată întro listă. Dacă lungimea acestei liste(W_c) depășeste valoarea de 0, în funcție de parametrul string, vom înlocui valoarea pixelului curent cu valoarea maximă din listă sau cu valoarea minimă.

2.4 Funcția R&S

Cea din urmă funcție a algoritmului de eliminare a zgomotului primește la intrare cele două imagini procesate de CMMP și imaginea originală. R&S va face o recombinare calculând media primelor două imagini și introducerea rezultatului întro matrice. Va continua cu parcurgerea imaginii originale si detectarea și înlocuirea valorilor pixelilor de 0 sau 255 cu valoarea medie obținută din matricea de zgomot a matricei. În final, imaginea este returnată ca ieșire.

III. Experimente

Pentru testarea algorimului implementat, vom folosi 5 imagini cu conținut diferit, asupra cărora vom adăuga zgomot Gaussian și zgomot impulsiv. Performanțele filtrului vor fi comparate folosind filtrul de medie aritmetică și filtrul median, ambele filtre fiind implementate pe o vecinătate 3x3 și aplicate independent pe fiecare dintre cele 3 plane de culoare RGB.

Astfel încât comparația să fie făcută dintr-un punct de vedere obiectiv, ne vom baza pe calcularea a două măsuri de calitate dintre: SNR/PSNR, MAE, SSIM, etc.

• Raportul semnal-zgomot "SNR" este utilizat pentru a măsura raportul dintre puterea semnalului și puterea zgomotului și este, de asemenea, exprimat în decibeli. Un SNR mai mare indică un semnal de calitate mai bună în raport cu zgomotul.

semnal de calitate mai bună în raport cu zgomotul.

Ca formulă:
$$SNR = 10 * log_{10}(\frac{P_{SEMNAL}}{P_{ZGOMOT}})$$
 (3)

• Raportul semnal-zgomot de vârf " PSNR " reprezintă o metodă comună folosită în măsurarea calității imaginilor reconstruite ce compară nivelul maxim posibil al unui semnal față de puterea zgomotului care afectează calitatea reprezentării sale.

Ca formulă: [1]
$$PSNR = 10 * log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE}\right)$$
 (4)

Unde MSE reprezintă eroarea pătratică medie ce are ca scop compararea performanțelor algoritmilor de predicție sau de reconstrucție a imaginilor. Ca formulă: [1]

$$MSE = \frac{1}{M*N} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} (x_{i,j} - y_{i,j})^{2}$$
(5)

• Eroarea absolută " MAE " reprezintă media erorilor absolute între corespondenții pixeli a două imagini. O valoare MAE mai mică va indica o eroare mai mică și, prin urmare, o calitate mai bună a reconstrucției sau procesării.

Ca formulă: [1]

$$MAE = \frac{1}{M*N} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} |x_{i,j} - y_{i,j}|$$
(6)

• Indicele de similaritate structurală " SSIM " măsoară similaritatea structurală între două imagini și evaluează modificările percepute în luminozitate, contrast și structură, oferind o evaluare mai apropiată de percepția vizuală umană comparativ cu metricile bazate pur pe diferența de intensitate. Este o măsură mai sofisticată în comparație cu MAE sau MSE deoarece ia în considerare schimbările de structură și textură care pot să nu fie capturate de diferențele absolute la nivel de pixel.

Ca formulă:

SSIM(
$$\mathbf{x}, \mathbf{y}$$
) = $\frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$. (7)

Pentru calculul performantelor am ales să merg mai departe cu MAE si SSIM.

Așadar, a fost făcută o comparație pe baza celor două filtre:

1. Eliminarea zgomotului Gaussian

1.1 Zgomot Gaussian de deviatie standard 10





Figura 1. Versiunile originale ale imaginilor "Lena", "Pinguini", "Munti", "Pisica" și "Sky"



Figura 2. Imaginea " Lena " obținută în urma aplicării filtrelor



Figura 3. Imaginea "Pinguini " obținută în urma aplicării filtrelor



Figura 4. Imaginea " Munti " obținută în urma aplicării filtrelor

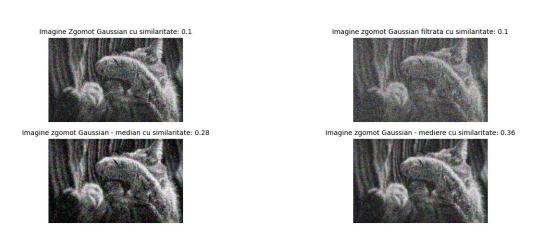


Figura 5. Imaginea " Pisica " obținută în urma aplicării filtrelor

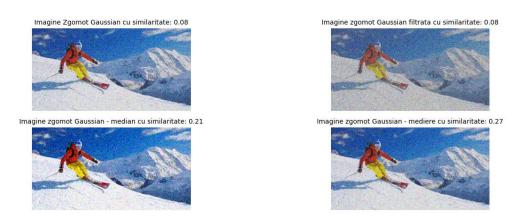
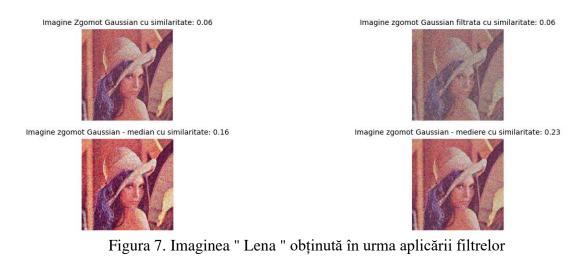


Figura 6. Imaginea " Sky " obținută în urma aplicării filtrelor

1.2 Zgomot Gaussian de deviație standard 15



Imagine Zgomot Gaussian cu similaritate: 0.07

Imagine zgomot Gaussian filtrata cu similaritate: 0.06

Imagine zgomot Gaussian - median cu similaritate: 0.16

Imagine zgomot Gaussian - mediere cu similaritate: 0.21

Figura 8. Imaginea "Pinguini "obținută în urma aplicării filtrelor

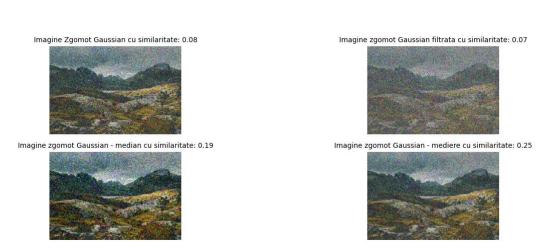


Figura 9. Imaginea " Munti " obținută în urma aplicării filtrelor

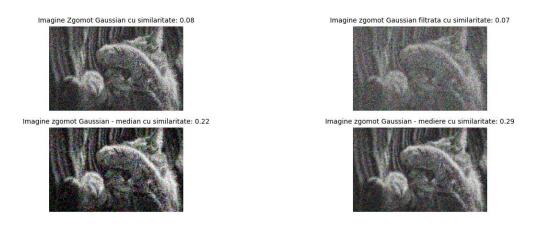


Figura 10. Imaginea " Pisica " obținută în urma aplicării filtrelor

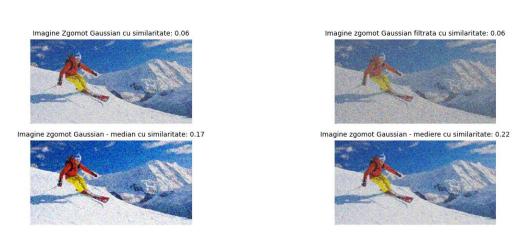


Figura 11. Imaginea "Sky " obținută în urma aplicării filtrelor

1.3 Zgomot Gaussian de deviație standard 25



Figura 12. Imaginea "Lena " obținută în urma aplicării filtrelor



Figura 13. Imaginea "Pinguini " obținută în urma aplicării filtrelor

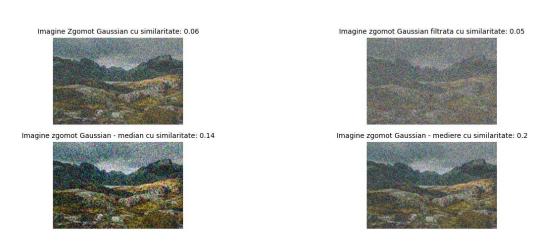


Figura 14. Imaginea "Munti " obținută în urma aplicării filtrelor

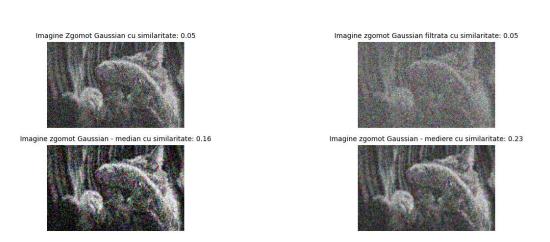


Figura 15. Imaginea " Pisica " obținută în urma aplicării filtrelor



Figura 16. Imaginea "Sky " obținută în urma aplicării filtrelor

1.3 Zgomot Gaussian de deviație standard 25

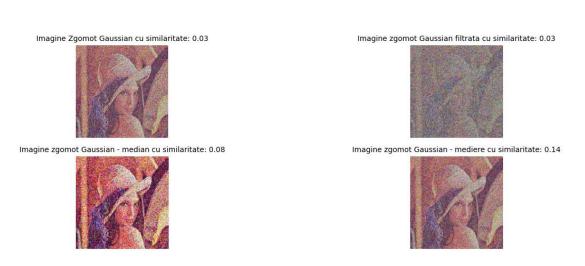


Figura 17. Imaginea "Lena" obținută în urma aplicării filtrelor



Figura 18. Imaginea " Pinguini " obținută în urma aplicării filtrelor

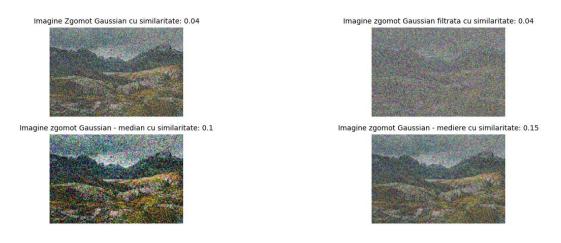


Figura 19. Imaginea " Munti " obținută în urma aplicării filtrelor

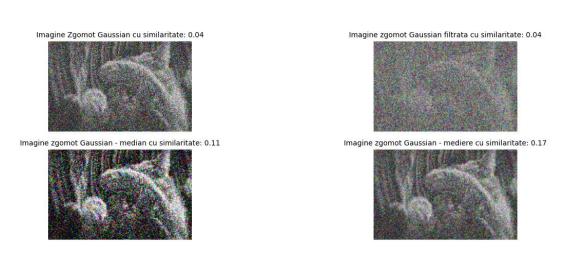


Figura 20. Imaginea " Pisica " obținută în urma aplicării filtrelor

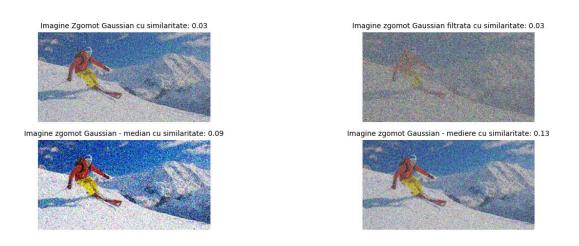


Figura 21. Imaginea " Sky " obținută în urma aplicării filtrelor

După ce am analizat seria de imagini afectate de diferite niveluri de zgomot Gaussian și a valorilor SSIM, am observat că, pe măsură ce deviația standard a zgomotului Gaussian crește de la 10 la 45, efectele distructive ale zgomotului asupra calității imaginii devin din ce în ce mai grave. Filtrul de mediere aritmetică oferă o îmbunătățire constantă a calității imaginii pe măsură ce zgomotul crește, dar această îmbunătățire este limitată și nu reușește să aducă imaginea la o calitate apropiată de cea originală, mai ales la deviații standard mai mari ale zgomotului.

Filtrul median pare să ofere o performanță mai bună în comparație cu filtrul de mediere aritmetică, în special pentru niveluri mai mici de zgomot (deviație standard de 10 și 15). Totuși, în cazurile cu un zgomot mai agresiv, cu deviația standard de 25 sau 45, chiar și filtrul median începe să piardă din eficacitate.

2. Eliminarea zgomotului impulsiv

2.1 Zgomot impulsiv în proporție de 10%



Figura 22. Imaginea "Lena " obținută în urma aplicării filtrelor



Figura 23. Imaginea "Pinguini" obținută în urma aplicării filtrelor

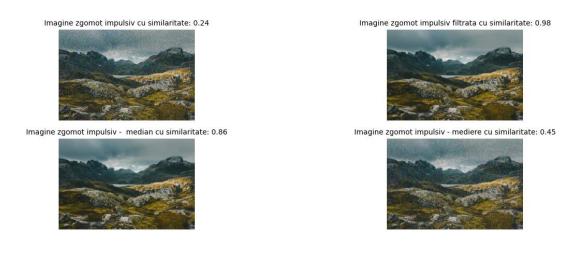


Figura 24. Imaginea " Munti " obținută în urma aplicării filtrelor

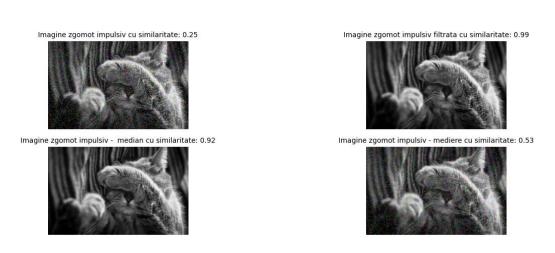


Figura 25. Imaginea " Pisica " obținută în urma aplicării filtrelor

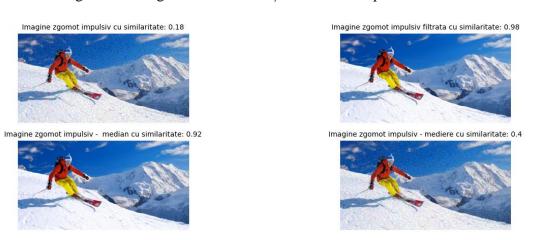


Figura 26. Imaginea " Sky " obținută în urma aplicării filtrelor

2.2 Zgomot impulsiv în proporție de 15%

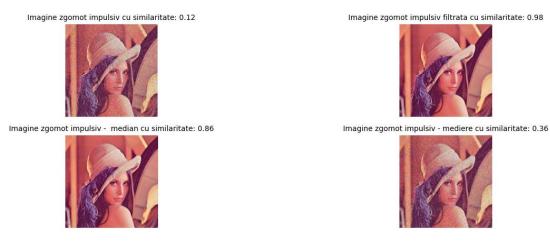


Figura 27. Imaginea " Lena " obținută în urma aplicării filtrelor





Figura 29. Imaginea " Munti " obținută în urma aplicării filtrelor

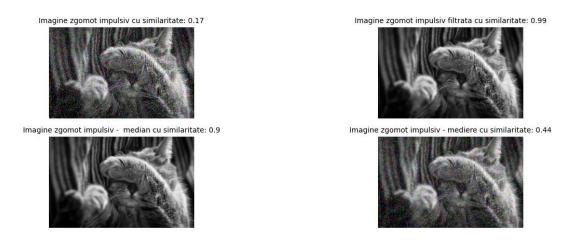


Figura 30. Imaginea "Pisica " obținută în urma aplicării filtrelor

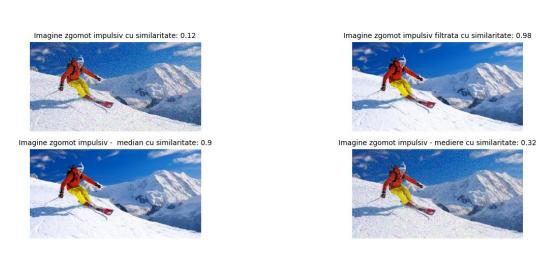


Figura 31. Imaginea " Sky " obținută în urma aplicării filtrelor

2.3 Zgomot impulsiv în proporție de 25%

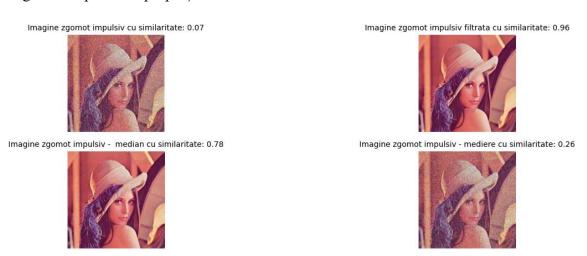


Figura 32. Imaginea " Lena " obținută în urma aplicării filtrelor



Figura 33. Imaginea " Pinguini " obținută în urma aplicării filtrelor



Figura 34. Imaginea " Munti " obținută în urma aplicării filtrelor

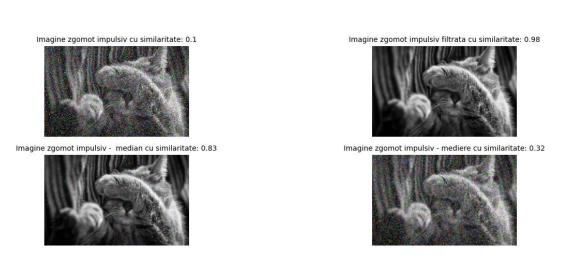


Figura 35. Imaginea " Pisica " obținută în urma aplicării filtrelor

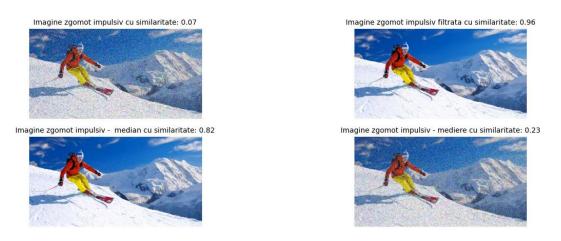


Figura 36. Imaginea " Sky " obținută în urma aplicării filtrelor

2.4 Zgomot impulsiv în proporție de 45%

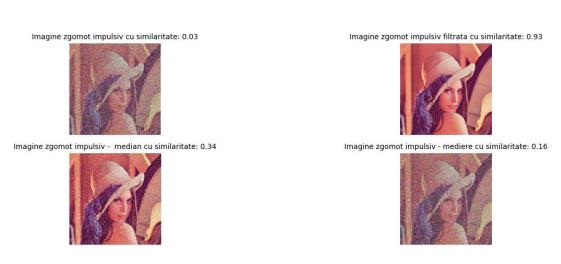




Figura 38. Imaginea "Pinguini " obținută în urma aplicării filtrelor



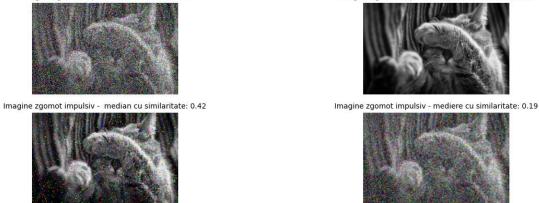


Figura 40. Imaginea "Pisica " obținută în urma aplicării filtrelor



Figura 41. Imaginea " Sky " obținută în urma aplicării filtrelor

Pentru acest tip de zgomot am dorit să fac o analiză mai amănunțită asupra a câtorva imagini, unde am adăugat un zgomot impulsiv în proporție de 3% și 5%. Iar rezultatele obținute au fost asemănătoare cu cele din cazul zgomotului adăugat în proporție de 10%.

2.5 Zgomot impulsiv în proporție de 3%



Figura 42. Imaginea "Lena" obținută în urma aplicării filtrelor



Figura 43. Imaginea "Pinguini" obținută în urma aplicării filtrelor

2.5 Zgomot impulsiv în proporție de 5%



Figura 44. Imaginea "Lena" obținută în urma aplicării filtrelor



Figura 45. Imaginea "Pinguini" obținută în urma aplicării filtrelor

IV. Concluzii

Analizând performanțele obținute de-a lungul experimentelor realizate mai sus, putem concluziona că algoritmul propus oferă rezultate mult mai bune în cazul imaginilor afectate de zgomot impulsiv, decât cele afectate de zgomotul Gaussian. Așadar, algoritmul propus în articolul menționat este unul satisfăcător, în ceea ce privește identificarea impulsurilor zgomotoase din imaginile color și eliminarea acestora, drept pentru care, în opinia mea, își merită numele.

Totodată, analizând eficacitatea celor două tehnici de filtrare, se remarcă faptul că filtrul median iese în evidență datorită abilității sale superioare de a atenua atât zgomotul impulsiv, cât și pe cel Gaussian. Chiar dacă ne confruntăm cu imagini compromise de zgomot Gaussian, aplicarea filtrului median curăță imaginea până la un nivel care permite recunoașterea caracteristicilor și a detaliilor originale. În schimb, filtrul de medie aritmetică lasă în urmă o imagine cu un aspect încețoșat, făcând dificilă deducerea aspectului imaginii de bază.

V. Bibliografie

[1]: Piyush Satti , Nikhil Sharma , and Bharat Garg, "Min-Max Average Pooling Based Filter for Impulse Noise Removal", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 27, 2020