

4 Resultados e discussão

4.1. Verificação dos resultados de N. Yang e co-autores [33]

O Gráfico da Figura 32 mostra os resultados das simulações propostas na Tabela 1 da Seção 3.4.1.

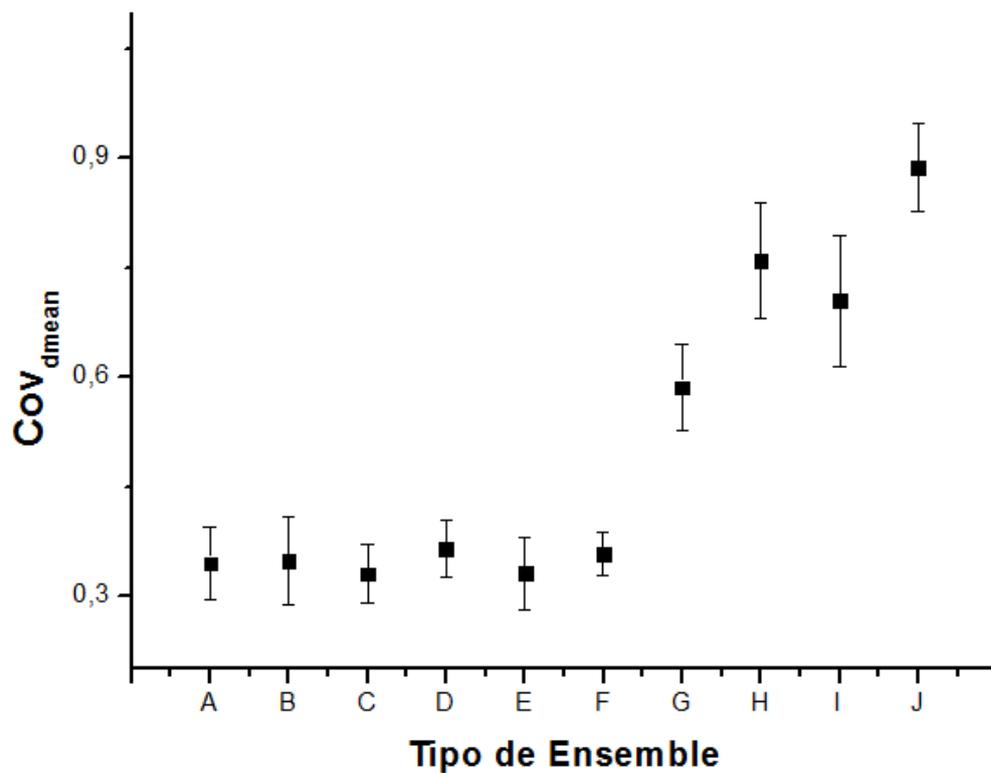


Figura 32 – Medições de Cov_{dmean} para diferentes tipos de ensembles (Tabela 1)

Observe-se no gráfico que, para os seis primeiros ensembles (A-F), que são RHE, o Cov_{dmean} oscila numa faixa relativamente estreita de valores entre 0,33 e 0,37; e cada um de estes valores encontra-se entre as cotas de erro de todos os outros. Por outro lado, para os ensembles de distribuição espacial não homogênea, os valores do Cov_{dmean} encontram-se dispersos numa ampla faixa acima de 0,5. Este resultado indica que, efetivamente, o Cov_{dmean} é sensível à presença de um RHE, o que corrobora o resultado principal do trabalho N. Yang e co-autores (Figura 9f) [33] apresentado e brevemente discutido na seção 2.4.2.

É importante discutir aqui que o algoritmo usado pelos ingleses para a obtenção dos ensembles por eles estudados é superior ao nosso. Ele tem um passo a mais, onde o ensemble obtido por RSA é refinado mediante uma variante simples de algoritmo de Metrópolis [26] (Figura 33).

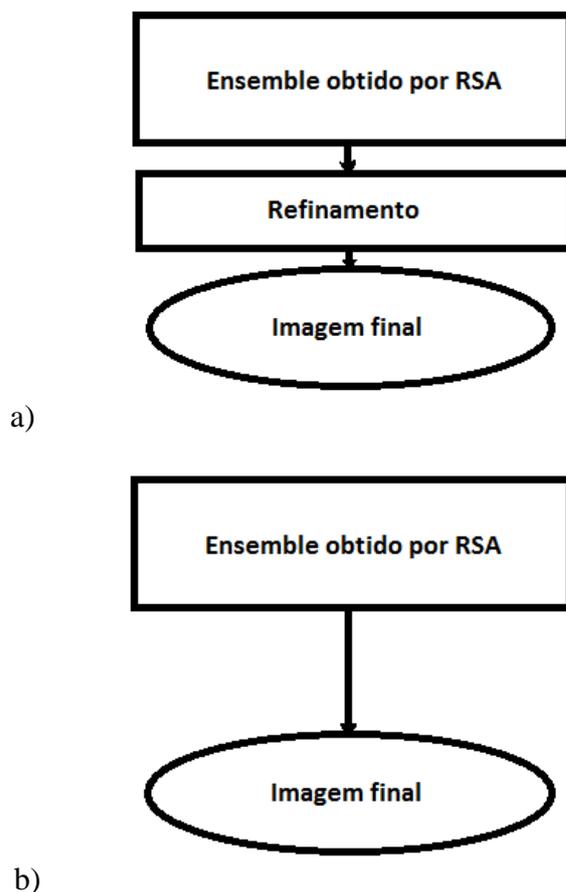


Figura 33 – Procedimentos usados para criar ensembles virtuais:

a) N. Yang e coatures [33] b) Presente Tese

Os ensembles obtidos mediante o procedimento da Figura 33a são uma aproximação quase exata de um RHE, enquanto o processo ilustrado na Figura 33b tem como resultados ensembles com um nível inferior de aproximação a um RHE. Não obstante, o adequado trabalho estatístico aplicado em todos os estudos da presente tese, que envolvem o processo b), coloca o procedimento numa condição de uso aceitável. A correspondência e/ou similaridade entre os resultados mostrados nesta seção (Figura 32) e os apresentados por N. Yang e co-autores (Figura 9f) verifica esta importante afirmação.

4.2. Ampliando a área de validade dos resultados de N. Yang e co-autores [33]

Os gráficos da Figura 34 mostram os resultados da pesquisa realizada para ampliar a área de validade dos resultados de N. Yang e co-autores na direção “a” indicada na Figura 26 (ver Seção 3.4.2). Neste caso, mantendo um valor constante de fração de área (15 e/ou 25 %), é determinado o Cov_{dmean} de imagens (RHE) com uma quantidade de partículas menor do que valor correspondente usado em [33].

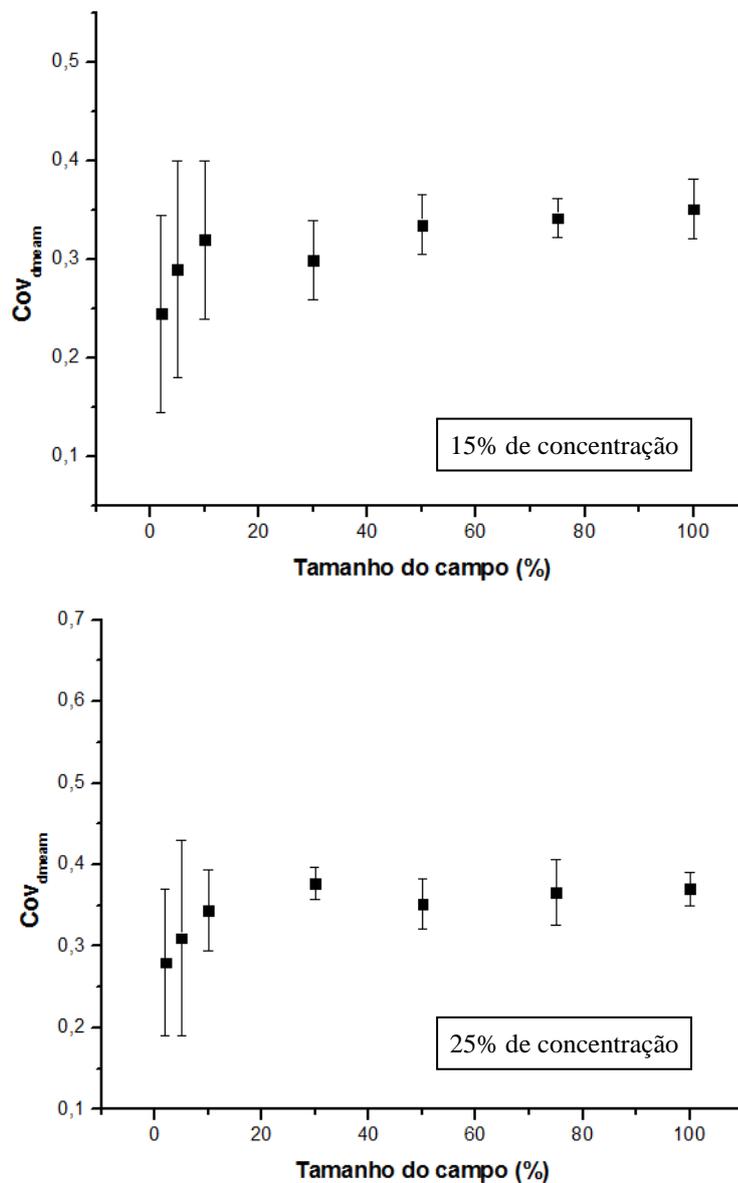


Figura 34 – Medições de Cov_{dmean} em função do tamanho do campo de imagens (RHE) de 878 corpos, 15% de concentração (acima); e de 1463 corpos, 25% de concentração (abaixo)

Nos gráficos nota-se que o valor do Cov_{dmean} começa a ser instável (a cota de erro começa a crescer) a partir de aproximadamente 10% do tamanho da imagem para o caso de 15 % de concentração, e um valor um tanto menor para o caso de 25% de concentração. Considerando que a distribuição é homogênea, estes campos, onde o valor do Cov_{dmean} começa a ser instável, teriam aproximadamente entre 80 e 100 partículas. Assim, o presente estudo recomenda, 100 corpos como o valor mínimo confiável de quantidade de partículas para realizar medidas de Cov_{dmean} com o fim de identificar a presença de RHE em imagens ou campos (medidas locais) com concentração de corpos entre 15 e 25%. No enunciado acima está implícita a interpolação dos resultados para cobrir toda a faixa de concentrações de 15 a 25%.

A Figura 35 mostra os resultados da análise para ampliar a área de validade dos resultados de [33] na direção “b” indicada na Figura 26 (ver Seção3.4.2). Neste caso, mantendo um valor constante de tamanho de partícula ($r = 8$), é determinado o Cov_{dmean} de imagens (RHE) com uma quantidade de partículas cada vez menor, partindo de 878.

Os dois gráficos mostram o mesmo resultado, sendo que no primeiro os valores do eixo “x” correspondem ao número de corpos e no segundo correspondem a sua concentração.

Note-se que o valor do Cov_{dmean} começa a ser instável a partir de uma quantidade de corpos menor que 100 (2%). Combinando este resultado (direção b) com o anterior apresentado nesta seção (direção a) e os resultados de [33] (Figura 9 e Figura 10), é possível construir o gráfico da Figura 36. Este gráfico mostra os resultados de N. Yang e co-autores estendidos pelos resultados da presente tese.

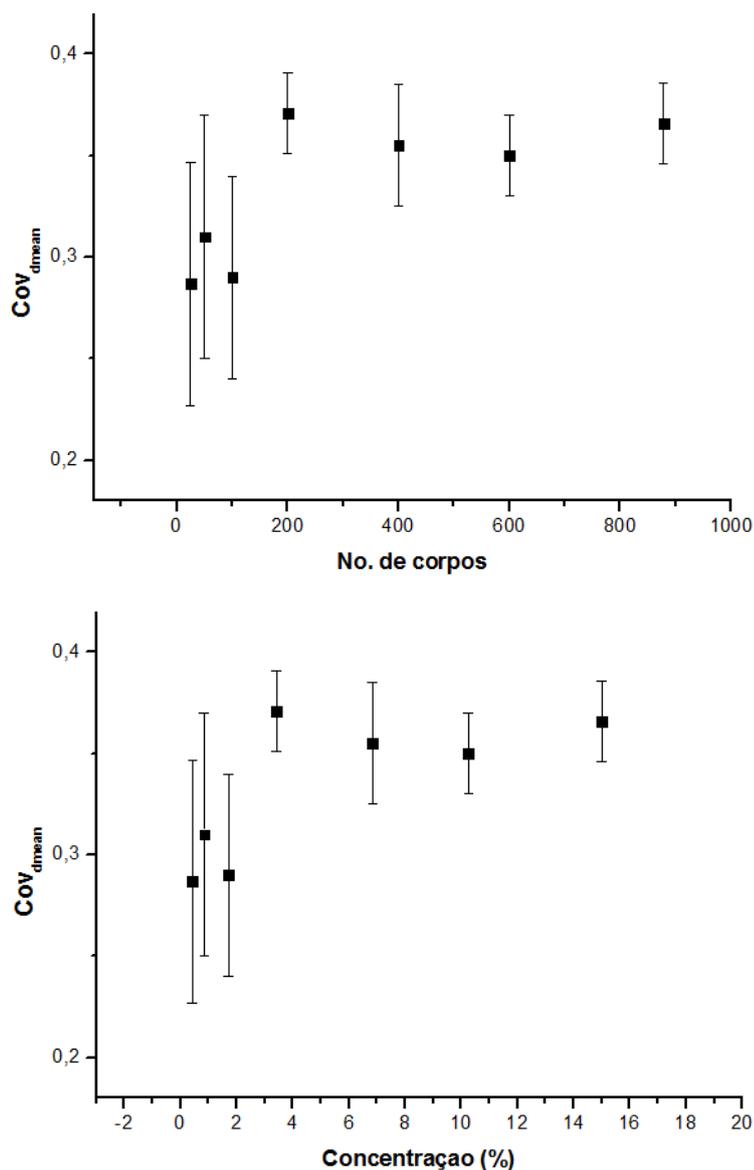


Figura 35 – Medições de Cov_{dmean} em função do número de corpos (direita) e da concentração de corpos (esquerda) em imagens (RHE) de tamanho constante

Na Figura 36, em que estão sintetizados os resultados desta seção, a área verde é aquela onde a medição do Cov_{dmean} num ensemble RHE dá um valor próximo de $\sim 0,36$. Na área amarela a medida de Cov_{dmean} não é confiável para identificar um RHE.

A partir deste resultado é possível estabelecer um critério para o tamanho mínimo de um campo local a ser analisado numa imagem (concentração de partículas na faixa 2-25%) com a intenção de estudar a presença de distribuições espaciais randômicas e homogêneas nessa zona: O tamanho do campo local deve ser grande o suficiente para conter mais de 100 partículas. Este resultado é válido

e automaticamente aplicável à construção de mapas de Cov_{dmean} que não é mais que um arranjo de campos locais caracterizados. Desta forma, constitui-se um critério fundamentado para refinar o mapa com a maior eficiência possível.

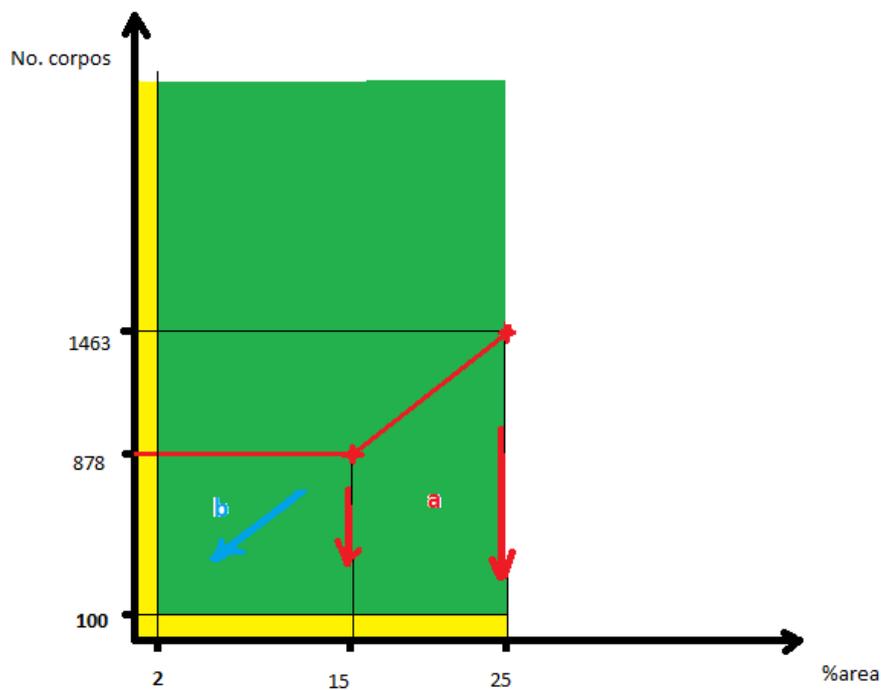


Figura 36 – Resultados estendidos de N. Yang e co-autores

4.3. Geração de mapas de Cov_{dmean} . Potencialidade e aplicações

A imagem da Figura 29 mostra uma interessante distribuição espacial heterogênea de 1600 corpos. Nela existem zonas com presença de clusters, outras onde as partículas estão organizadas numa rede bidimensional periódica, assim como áreas onde a distribuição espacial é aparentemente randômica e homogênea.

Vale a pena falar neste momento, da sensibilidade do Cov_{dmean} à presença de “ordem” na distribuição espacial. Não é difícil constatar que numa rede bidimensional de base unitária a distância média aos vizinhos mais próximos é a mesma para todos os corpos, pelo que o coeficiente de variação desta quantidade é nulo: $Cov_{dmean} = 0$.

O valor calculado do Cov_{dmean} para a imagem (Figura 29) foi de 0,66. Este valor apenas nega a presença de uma distribuição homogênea e randômica das partículas do ensemble como um todo, mas este tipo de distribuição e outras

identificáveis podem estar presentes em campos locais dentro da imagem. Uma maneira de obter informação sobre a presença de determinados tipos de distribuições espaciais no interior da área de uma imagem é a construção de um mapa de Cov_{dmean} .

Para a construção do mapa, a imagem foi dividida em 16 campos iguais, no que seria o maior nível de refinamento do mapa atendendo ao critério fornecido pelo resultado da seção anterior:

quantidade de campos (16) = número de corpos da imagem (1600) / quantidade mínima de corpos recomendada (100)

Os 16 campos têm forma quadrada por decisão arbitrária do autor, considerando as dimensões e características da imagem. Este trabalho de tese não estabelece critério fixo para variar a razão de aspectos dos retângulos dos quadrantes do mapa. Esta decisão deve estar em correspondência com as características da imagem a analisar em cada caso.

Tabela 3 – Mapa de Cov_{dmean} associado à imagem da Figura 29

0.81	0.33	0.34	0
0.76	0.37	0.34	0
0.83	0.68	0.37	0
0.67	0.74	0.38	0

O mapa de Cov_{dmean} , apresentado na Tabela 3, foi gerado rápida e automatizadamente usando a rotina de programação descrita na seção 3.4.3 para caracterizar a imagem da Figura 29.

Usando a teoria e os fundamentos expostos nesta tese, o mapa de Cov_{dmean} pode ser interpretado como mostrado na Tabela 4 . Note-se que estes resultados correspondem bastante bem aos tipos de distribuições espaciais que, neste caso, pode-se observar diretamente nas diferentes áreas da imagem:

- Áreas onde existe uma ordem espacial evidente: Quadrante Q_{41} - Q_{44} ($Cov_{dmean} = 0$)
- Campos com presença de clusters: Q_{11} - Q_{14} , Q_{23} , Q_{24} ($Cov_{dmean} > 0.5$)
- Campos com aparente distribuição espacial randômica homogênea: Q_{31} - Q_{34} , Q_{21} , Q_{22} ($Cov_{dmean} \sim 0.36$)

Tabela 4 – Interpretação do mapa de Cov_{dmean} (Tabela 3)

Distribuição espacial Heterogênea	Possível RHE	Possível RHE	Ordem
Distribuição espacial Heterogênea	Possível RHE	Possível RHE	Ordem
Distribuição espacial Heterogênea	Distribuição espacial Heterogênea	Possível RHE	Ordem
Distribuição espacial Heterogênea	Distribuição espacial Heterogênea	Possível RHE	Ordem

Este resultado constitui um exemplo do grande potencial do mapa de Cov_{dmean} como ferramenta para identificar a presença de distribuições espaciais características em áreas localizadas do interior de uma imagem.

O mapa de Cov_{dmean} pode ser utilizado, também, como segundo critério de teste da presença de um RHE numa imagem. O que significa isto?

Como foi explicado na seção 2.5, um resultado do Cov_{dmean} global de ~ 0.36 apenas sugere a possível presença de um RHE. Mas sendo o Cov_{dmean} um parâmetro intensivo, numa distribuição espacial realmente homogênea ele deve ter o mesmo valor local para todo campo local (de tamanho razoável³), igual ao valor do Cov_{dmean} global. O que leva à proposta de uma metodologia de identificação de RHE bem mais poderosa, resumida no seguinte enunciado:

A verificação dos dois seguintes fatos:

1. Cov_{dmean} global medido da imagem igual a ~ 0.36
2. Cada campo de um mapa eficientemente refinado² do Cov_{dmean} com valor de ~ 0.36

constitui uma argumentação sólida para afirmar que a imagem é um RHE.

³ Campos com um mínimo de 100 partículas seguindo o critério definido pelo resultado da seção anterior.

Na atualidade os avanços na tecnologia da informática e da microscopia digital tornam possível a obtenção e manipulação de imagens com maior resolução e com cada vez mais carga de informação. Estes avanços supõem o uso e a manipulação de imagens de campos de grandes dimensões, fazendo-se assim cada vez mais importante a necessidade de ferramentas automatizadas para a análise de campos locais, como a desenvolvida e exposta neste trabalho de tese (mapa de Cov_{dmean}).

4.4. Implementação de ensaios virtuais. Resultados

Para começar a análise dos resultados vamos definir uma nomenclatura para cada peça de acordo com sua seção transversal:

Peça 1 (virtual) - Figura 30a

Peça 2 (virtual) - Figura 30b

Peça 3 (virtual) - Figura 30c

Peça 4 (real) - Figura 30d

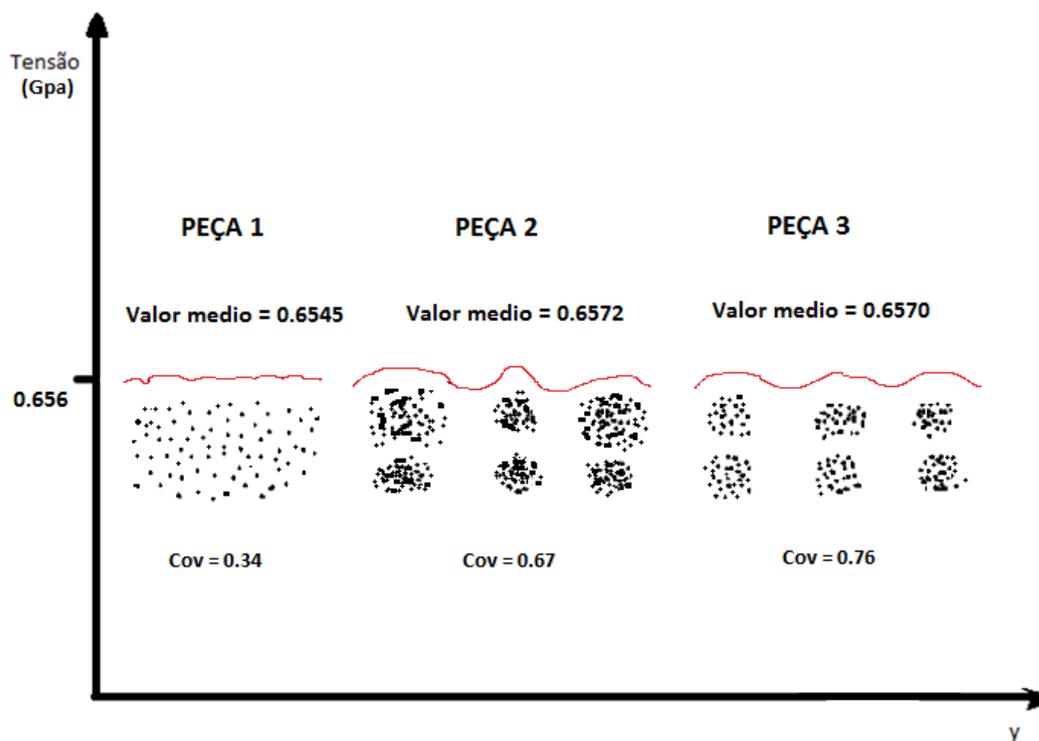


Figura 37 – Resultado dos testes virtuais nas peças virtuais

No gráfico da Figura 37 encontram-se resumidos os resultados dos experimentos virtuais realizados nas peças virtuais. No gráfico se mostra, para cada peça, o perfil de tensões (vermelho) na superfície direita, onde é aplicada a deformação de 0,01. Note-se que mesmo havendo diferenças na forma do perfil de tensões o valor médio é praticamente igual.

As principais diferenças entre os perfis são: o perfil para a peça 1 é relativamente plano, enquanto que o perfil para as peças 2 e 3 apresenta oscilações com máximos menores que 0,012, acompanhando a posição dos aglomerados.

O módulo de Young é calculado usando o valor médio da tensão nessa superfície e o resultado é praticamente o mesmo para as três peças:

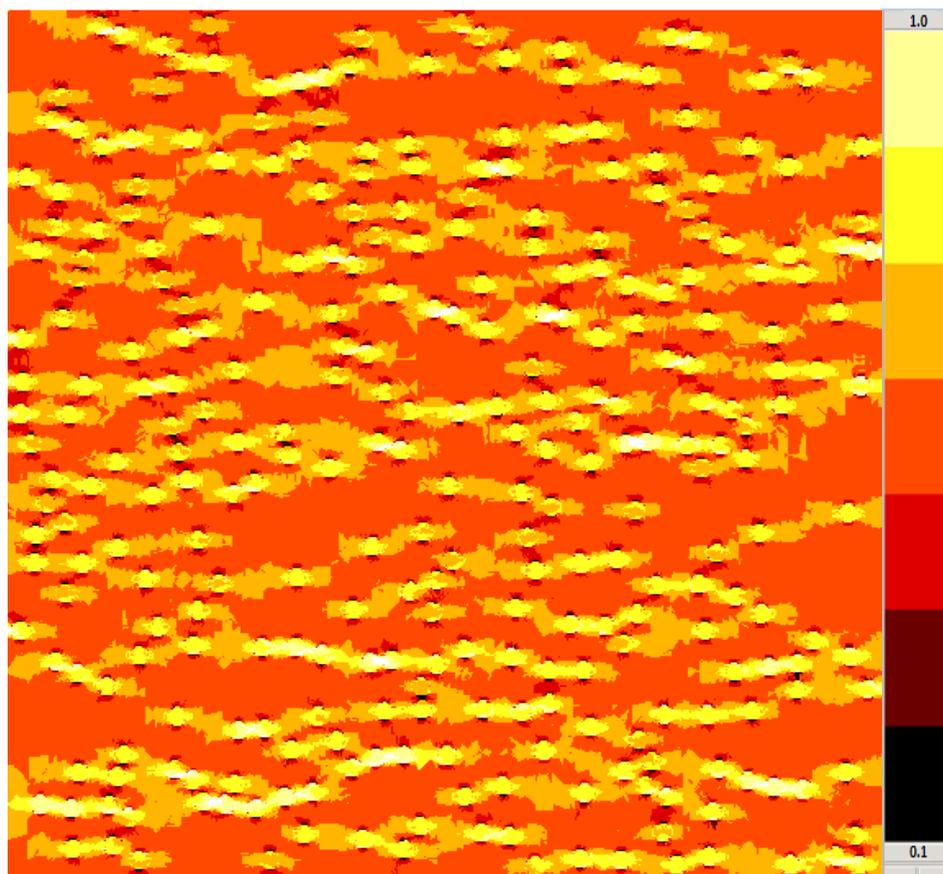
$$E(\text{peça 1}) = E(\text{peça 2}) = E(\text{peça 3}) = 6.56 \text{ GPa}$$

O valor do módulo de Young transversal estimado pela regra das misturas é 6,54 GPa igual para as três peças. A grande semelhança entre estes dois valores é uma prova importante da efetividade dos testes feitos, e ao mesmo tempo mostra que, efetivamente, uma propriedade global como o módulo de Young não tem uma dependência importante com a distribuição espacial da carga.

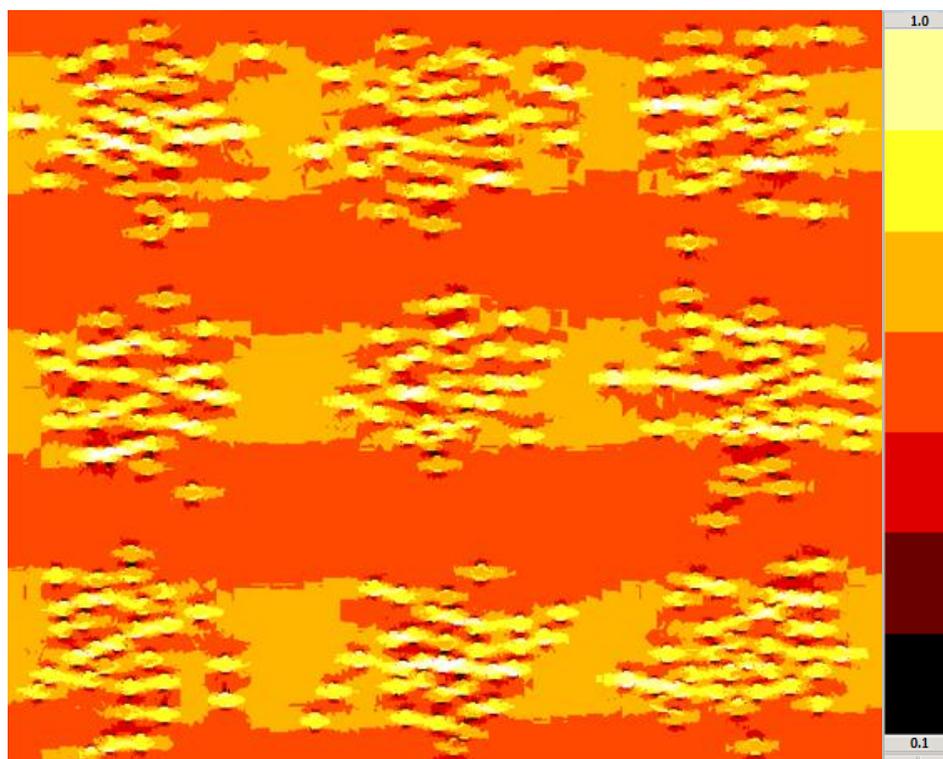
As imagens da Figura 38 mostram mapas de tensões das seções transversais das peças 1,2 e 3 deformadas. Para conseguir um gradiente de tensão na matriz grande o suficiente para ser resolvido pelo software de maneira que pudesse ser observado usando uma escala de cores adequada, foi necessário mudar alguns parâmetros e valores de propriedades usadas nos testes. O valor do módulo de Young das fibras foi diminuído para 20 GPa e a peça foi deformada 10 vezes mais: até 0.1.

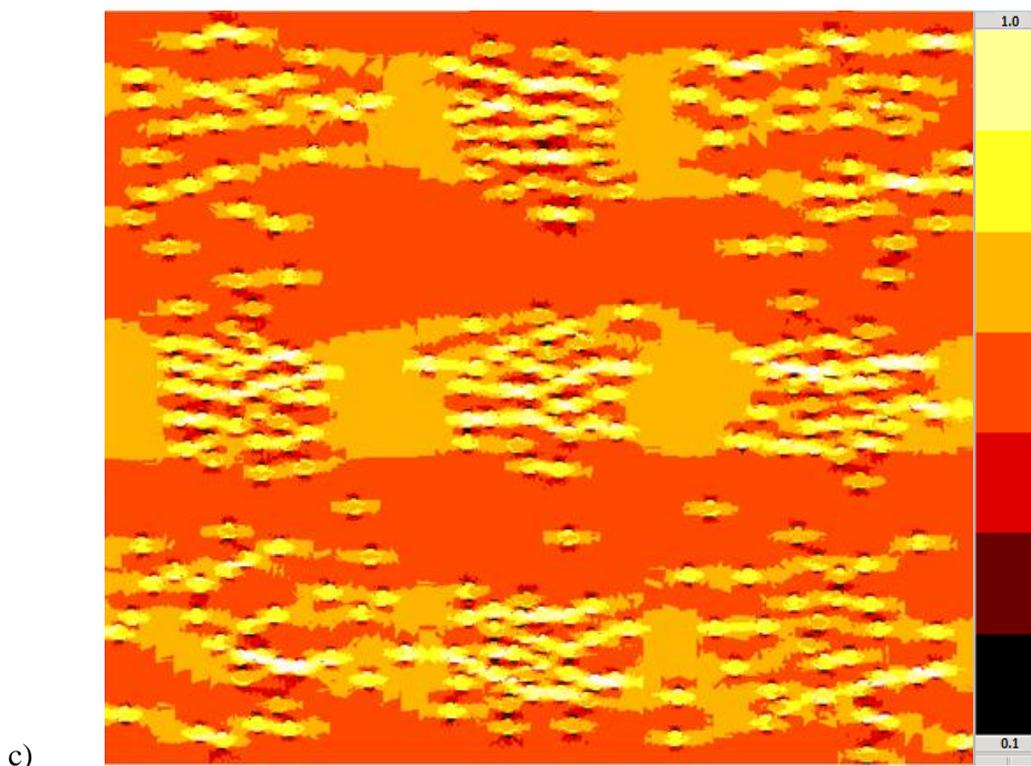
Este valor de $E(\text{fibras}) = 20 \text{ GPa}$, ainda que relativamente baixo para fibras sintéticas, é razoável quando se considera fibras lignocelulósicas. Por outro lado, um valor de deformação de 0.1, imposto na face lateral direita não seria usado num experimento real para determinar o módulo de Young já que colocaria quase qualquer material fora do regime elástico. No entanto, nesta modelagem o OOF2 assume que o material está sempre dentro do regime elástico, o que não impede trabalhar com este valor de deformação (0.1) bem maior que os usados nas práticas reais (~ 0.01), considerando que facilita a visualização e a análise dos resultados.

a)



b)





c)

Figura 38 – Mapas de tensões da seção transversal das peças 1, 2 e 3 deformadas. Imagens a), b) e c) respectivamente. (Escala de cores em GPa).

Observe-se como, para as peças 2 e 3 (Figura 30 b,c) aparecem na matriz franjas de acúmulo de tensões envolvendo os clusters e alinhadas na direção de deformação. Por outro lado, para a peça 1, onde a distribuição espacial dos corpos é praticamente homogênea e randômica, a distribuição de tensão na matriz é relativamente homogênea. Fenômenos de quebra ou ruptura, como a nucleação de uma trinca, são mais prováveis em peças com configurações espaciais que favoreçam maiores acúmulos de tensões na matriz. Neste sentido, mapas de tensões como os mostrados na Figura 38 trazem uma informação valiosa para estudar e prever estes tipos de fenômenos em peças de materiais compósitos; relacionando a ocorrência e localização destes fenômenos de falha com as características da distribuição espacial dos corpos de reforços no interior da matriz.

Para o caso da peça 4 a distribuição de tensão na superfície direita é quase-plana (mesmo perfil que a peça 1) e o valor do módulo de Young calculado foi de 10.1 Gpa. A Figura 30d mostra uma imagem da seção transversal de uma peça real (Peça 4). Esta peça foi submetida a um teste real de flexão reportado por Y. Chacón. [68]. O módulo de flexão foi obtido e as condições do ensaio permitiram

associá-lo ao módulo de Young em tração. O valor obtido naquele trabalho foi de 6.51Gpa.

A diferença entre os dois valores é grande, mas não absurda, considerando a presença dos seguintes obstáculos e aproximações:

- 1- Os valores usados na simulação das propriedades mecânicas da carga (11% do compósito) foram escolhidos arbitrariamente porque eles não se conhecem nem foram reportados no trabalho original [68].
- 2- A carga são partículas que foram aproximadas a fibras infinitas na simulação (o OOF2 só trabalha em condições bidimensionais), o que certamente está longe da realidade.

Como possivelmente constatou o leitor, os resultados desta seção 4.4 são ainda incipientes. Trata-se de resultados iniciais e/ou parciais de uma pesquisa iniciada recentemente e que está em andamento. Estes resultados parciais são apresentados com o objetivo de evidenciar algumas das potencialidades da metodologia de implementação e uso de ensaios virtuais usando o OOF2, e cujo foco principal é relacionar propriedades de materiais compósitos com características da distribuição espacial do material de reforço.